



**Titre:** Optimisation multi-objectif des systèmes énergétiques  
Title:

**Auteur:** Jean Dipama  
Author:

**Date:** 2010

**Type:** Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

**Référence:** Dipama, J. (2010). Optimisation multi-objectif des systèmes énergétiques [Thèse de doctorat, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie.  
Citation: <https://publications.polymtl.ca/298/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**  
Open Access document in PolyPublie

**URL de PolyPublie:** <https://publications.polymtl.ca/298/>  
PolyPublie URL:

**Directeurs de recherche:** Alberto Teyssedou, & François Aubé  
Advisors:

**Programme:** Génie nucléaire  
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

OPTIMISATION MULTI-OBJECTIF DES SYSTÈMES ÉNERGÉTIQUES

JEAN DIPAMA

DÉPARTEMENT DE GÉNIE PHYSIQUE  
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

THÈSE PRÉSENTÉE EN VUE DE L'OBTENTION  
DU DIPLÔME DE PHILOSOPHIAE DOCTOR

(GÉNIE NUCLÉAIRE)

AVRIL 2010

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Cette thèse intitulée:

OPTIMISATION MULTI-OBJECTIF DES SYSTÈMES ÉNERGÉTIQUES

présentée par : DIPAMA Jean

en vue de l'obtention du diplôme de : Philosophiae Doctor

a été dûment acceptée par le jury d'examen constitué de :

M. MARLEAU Guy, Ph.D., président

M. TEYSSEDOU Alberto, Ph.D., membre et directeur de recherche

M. AUBÉ François, Ph.D., membre et codirecteur de recherche

M. REGGIO Marcelo, Ph.D., membre

M. GIRARD René, Ph.D., membre

## DÉDICACE

*À mon épouse Wendékonté et mes deux filles Belicia et Heshima*

## REMERCIEMENTS

Je voudrais exprimer mes sincères remerciements à mon directeur et mon co-directeur de thèse, M. Alberto TEYSSÉDOU et M. François AUBÉ, pour leur encadrement sans faille et leurs encouragements qui ont permis la réalisation de ce travail. Qu'ils trouvent ici, l'expression de ma profonde gratitude.

Je voudrais aussi remercier canmetÉnergie-Varennnes/Ressources Naturelles Canada pour le soutien financier et logistique dans l'exécution de la présente thèse.

C'est l'occasion pour moi également de remercier les membres de l'équipe en optimisation des procédés industriels de canmetÉnergie-Varennnes pour les échanges fructueux que nous avons eus ensemble dans le cadre de ce projet.

Pour terminer, je tiens à remercier mes collègues étudiants, et notamment M. William Honkonnou pour le soutien dans le cadre de la modélisation thermodynamique de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2.

## RÉSUMÉ

La demande sans cesse croissante de l'énergie ainsi que les préoccupations environnementales liées aux gaz à effet de serre amènent de plus en plus d'entreprises de production d'électricité publiques et privées à se tourner vers l'énergie nucléaire comme une alternative pour le futur. Les centrales nucléaires sont donc appelées à connaître une expansion prodigieuse dans les prochaines années. Des technologies améliorées devront alors être mises en place pour accompagner le développement de ces centrales. Dans le cadre de la présente thèse, il est envisagé d'optimiser le cycle thermodynamique de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2 en termes de la puissance produite et du rendement thermique.

La centrale nucléaire de Gentilly-2 utilise un réacteur à eau sous pression de type CANDU. Elle comporte deux parties distinctes composées des circuits primaire et secondaire. Le circuit primaire est parcouru par de l'eau lourde sous pression, jouant le rôle de caloporteur pour récupérer la chaleur produite par fission dans le cœur du réacteur. Cette chaleur récupérée est alors transférée au circuit secondaire par l'intermédiaire des générateurs de vapeur (GV). La vapeur produite dans les GV est détendue dans les turbines pour produire du travail mécanique et entraîner un générateur électrique. Le rendement de conversion de l'énergie thermique en travail mécanique dans les centrales de type de CANDU est généralement faible (30 à 35%) comparativement aux centrales thermiques utilisant le combustible fossile dont le rendement peut atteindre 45%. Le cycle thermodynamique de la vapeur dans la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2 est un cycle de Rankine avec surchauffe de la vapeur et la régénération de la chaleur. Ainsi, la vapeur produite dans les GV et proche de la saturation est détendue dans un premier temps dans une turbine haute pression, puis elle est surchauffée avant d'être détendue dans la turbine basse pression. La surchauffe a pour but de limiter l'humidité contenue dans la vapeur après sa détente dans la turbine haute pression. L'énergie nécessaire à la surchauffe provient d'un prélèvement d'une fraction de la vapeur produite au niveau des GV. Cette surchauffe favorise l'amélioration du rendement mais diminue en contrepartie le travail produit. Quant à la régénération, elle consiste à soutirer à différents étages de la turbine, une partie de la vapeur qui a déjà travaillé afin de réchauffer l'eau d'alimentation avant son retour dans les GV.

Les soutirages de vapeur diminuent évidemment le travail produit par les turbines mais en contrepartie permettent d'améliorer le rendement du cycle. Les économies associées par l'apport de chaleur à l'eau d'alimentation peuvent être plus importantes que les pertes associées à la réduction du travail. Dans le cadre des travaux de cette thèse, des investigations sont menées pour déterminer les conditions d'opération optimales des cycles thermodynamiques à vapeur par l'utilisation judicieuse de la combinaison des soutirages de vapeur aux différents étages des turbines.

Que ce soit pour la surchauffe ou la régénération, on se retrouve confronté dans tous les cas à un problème d'optimisation qui implique deux objectifs conflictuels, car l'augmentation du rendement se traduit par une diminution du travail, et vice versa. La résolution de ce type de problème conduit à rechercher, non pas une solution unique, mais un ensemble de solutions qui réalisent des compromis entre les différents objectifs. Pour rechercher l'ensemble de ces solutions, appelées *solutions Pareto optimales*, l'utilisation d'un algorithme d'optimisation adéquat est requise. Avant d'entamer l'optimisation de la boucle secondaire, un modèle thermodynamique de cette boucle a été développé et inclut les modèles des principaux composants thermiques (e.g., turbine, séparateur-surchauffeur, condenseur, réchauffeur d'eau et dégazeur). Ce modèle est utilisé pour calculer les propriétés thermodynamiques de la vapeur et de l'eau aux différents points de l'installation. Les modèles thermodynamiques développés avec le logiciel Matlab ont été validés en comparant leurs prédictions avec les données de fonctionnement fournies par les ingénieurs de la centrale. L'optimiseur développé sous VBA (Visual Basic for Applications) utilise un algorithme d'optimisation basé sur le principe des algorithmes génétiques, une méthode d'optimisation stochastique très robuste et largement utilisée pour traiter des problèmes difficiles à résoudre par des méthodes traditionnelles. Les algorithmes génétiques (AG) ont fait leur preuve dans des travaux de recherche antérieurs que nous avons menés, et portant sur l'optimisation des réseaux d'échangeurs de chaleur (REC) (Dipama et al., 2008). Ils ont ainsi permis de synthétiser des REC afin de récupérer le maximum de chaleur dans un procédé industriel. Le problème d'optimisation formulé dans le cadre de ces travaux était constitué d'un seul objectif, à savoir la maximisation de l'énergie récupérée. L'algorithme d'optimisation développé dans le cadre de la présente thèse permet d'étendre la capacité des AG en prenant en compte plusieurs objectifs simultanément. Cet algorithme apporte

une innovation dans la méthode de recherche des solutions optimales, en utilisant une technique de partitionnement de l'espace des solutions sous forme de grilles parallèles appelées "*couloirs d'observation*". Ces couloirs permettent de délimiter des zones dans lesquelles les solutions faisables les plus susceptibles de guider la recherche vers les solutions optimales sont recherchées. Une métrique de la progression de la recherche des solutions a été incorporée à l'algorithme d'optimisation afin de le rendre auto-adaptatif par l'utilisation des opérateurs génétiques appropriés à chaque stade de l'évolution de la recherche. La méthode proposée permet ainsi d'assurer une bonne convergence et une diversité de la population des solutions. De plus, cette méthode confère à l'algorithme la capacité de surmonter les difficultés d'optimisation liées à la complexité de la configuration du front de Pareto (e.g., discontinuité, disjonction, etc.). L'algorithme d'optimisation multi-objectif a été validé dans un premier temps en utilisant des problèmes de test numériques bien connus de la littérature, ainsi que des problèmes d'optimisations de systèmes énergétiques. L'application de l'algorithme pour l'optimisation de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2 a permis de trouver un ensemble de solutions qui permettent de faire fonctionner la centrale dans des conditions optimales.



## ABSTRACT

The increasing demand of energy and the environmental concerns related to greenhouse gas emissions lead to more and more private or public utilities to turn to nuclear energy as an alternative for the future. Nuclear power plants are then called to experience large expansion in the coming years. Improved technologies will then be put in place to support the development of these plants. This thesis considers the optimization of the thermodynamic cycle of the secondary loop of Gentilly-2 nuclear power plant in terms of output power and thermal efficiency.

Gentilly-2 nuclear power plant uses a pressurized water reactor of CANDU type. It has two distinct parts consisting of primary and secondary loops. Pressurized heavy water circulates through the primary loop, acting as coolant to recover the heat produced by fission in the reactor core. This heat is then transferred to the secondary loop through the steam generators (SGs). The steam produced in the SGs is expanded in the turbines to produce mechanical power that is converted into electricity in an electrical generator. The conversion efficiency of thermal energy into mechanical power in CANDU type power plant is generally low (30 to 35%) in comparison with that of fossil fuel power plants whose efficiency can reach 45%. The thermodynamic cycle of steam in the secondary loop of Gentilly-2 is a Rankine cycle with steam superheat and heat regeneration. Thus, the steam produced in the SGs and close to saturation is expanded initially in a high pressure turbine, then it is superheated before being expanded in the low pressure turbine. Superheating is required to limit the moisture contained in the steam after its expansion in the high pressure turbine. The energy required to superheat this steam is extracted from SGs. This superheating improves the efficiency but in return decreases the mechanical work produced by the turbines. The regeneration consists of extracting steam at different stages of the turbines in order to reheat the feedwater before it enters the SGs. Obviously, the steam extraction decreases the mechanical work produced by the turbines but in return will improve the cycle efficiency. Gains related to the reheat of the feedwater might be more important than the losses associated with the reduction of the mechanical work. In this thesis, investigations are carried out to determine the optimal operating conditions of steam power cycles by the judicious use of the combination of steam extraction at the different stages of the turbines.

Whether it is the case of superheating or regeneration, we are confronted in all cases to an optimization problem involving two conflicting objectives, as increasing the efficiency imply the decrease of mechanical work and vice versa. Solving this kind of problem does not lead to unique solution, but to a set of solutions that are tradeoffs between the conflicting objectives. To search all of these solutions, called Pareto optimal solutions, the use of an appropriate optimization algorithm is required. Before starting the optimization of the secondary loop, we developed a thermodynamic model of the secondary loop which includes models for the main thermal components (e.g., turbine, moisture separator-superheater, condenser, feedwater heater and deaerator). This model is used to calculate the thermodynamic state of the steam and water at the different points of the installation. The thermodynamic model has been developed with matlab and validated by comparing its predictions with the operating data provided by the engineers of the power plant. The optimizer developed in VBA (Visual Basic for Applications) uses an optimization algorithm based on the principle of genetic algorithms, a stochastic optimization method which is very robust and widely used to solve problems usually difficult to handle by traditional methods. Genetic algorithms (GAs) have been used in previous research and proved to be efficient in optimizing heat exchangers networks (HEN) (Dipama et al., 2008). So, HEN have been synthesized to recover the maximum heat in an industrial process. The optimization problem formulated in the context of this work consists of a single objective, namely the maximization of energy recovery. The optimization algorithm developed in this thesis extends the ability of GAs by taking into account several objectives simultaneously. This algorithm provides an innovation in the method of finding optimal solutions, by using a technique which consist of partitioning the solutions space in the form of parallel grids called "watching corridors". These corridors permit to specify areas (the observation corridors) in which the most promising feasible solutions are found and used to guide the search towards optimal solutions. A measure of the progress of the search is incorporated into the optimization algorithm to make it self-adaptive through the use of appropriate genetic operators at each stage of optimization process. The proposed method allows a fast convergence and ensure a diversity of solutions. Moreover, this method gives the algorithm the ability to overcome difficulties associated with optimizing problems with complex Pareto front landscapes (e.g., discontinuity, disjunction, etc.). The multi-objective optimization algorithm has been first validated using numerical test problems

found in the literature as well as energy systems optimization problems. Finally, the proposed optimization algorithm has been applied for the optimization of the secondary loop of Gentilly-2 nuclear power plant, and a set of solutions have been found which permit to make the power plant operate in optimal conditions.

## TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE .....	III
REMERCIEMENTS .....	IV
RÉSUMÉ .....	V
ABSTRACT.....	VIII
TABLE DES MATIÈRES .....	XI
LISTE DES TABLEAUX .....	XV
LISTE DES FIGURES .....	XVI
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS .....	XX
LISTE DES ANNEXES .....	XXV
INTRODUCTION.....	1
CHAPITRE 1    RÉACTEURS NUCLÉAIRES DE PUISSANCE.....	7
1.1    Principaux types de réacteurs nucléaires.....	8
1.1.1    Réacteurs à eau bouillante .....	8
1.1.2    Réacteurs à eau pressurisée.....	9
1.2    Réacteur CANDU .....	10
1.2.1    Principe de fonctionnement .....	11
1.2.2    Organisation du cœur d'un réacteur CANDU .....	12
1.2.3    Génération de la chaleur dans le combustible nucléaire.....	13
1.2.4    Équations de transfert de chaleur dans un canal de combustible .....	14
1.2.5    Le générateur de vapeur.....	21
1.2.6    Cycle thermodynamique de la vapeur dans le circuit secondaire .....	23
1.2.7    Principe des calculs d'un cycle thermodynamique à vapeur .....	25
1.3    Revue de la littérature sur l'optimisation des systèmes énergétiques .....	27

CHAPITRE 2	MÉTAHEURISTIQUES ET PROBLÈMES D'OPTIMISATION MULTI-OBJECTIF .....	32
2.1	Formulation générale d'un problème d'optimisation multi-objectif.....	32
2.2	Notions de dominance et optimalité de Pareto .....	34
2.3	Les métaheuristiques : Définition et principe.....	35
2.4	Exemples d'algorithmes métaheuristiques .....	36
2.4.1	Algorithme du recuit simulé .....	37
2.4.2	Algorithmes génétiques .....	40
CHAPITRE 3	ALGORITHMES ÉVOLUTIFS MULTI-OBJECTIF.....	46
3.1	Structure générale d'un algorithme évolutif.....	46
3.2	Caractéristiques des algorithmes évolutifs .....	47
3.2.1	Convergence des solutions.....	48
3.2.2	Maintien de la diversité dans la population .....	50
3.3	Revue de la littérature sur les algorithmes évolutifs multi-objectif.....	54
3.4	Étude de cas : l'algorithme NSGA-II.....	57
3.4.1	Principe de l'algorithme NSGA-II .....	58
3.4.2	Procédure de la recherche des solutions non dominées.....	59
3.4.3	Maintien de la diversité dans la population .....	60
3.4.4	Résolution d'un problème de test numérique .....	61
CHAPITRE 4	DÉVELOPPEMENT D'UN ALGORITHME D'OPTIMISATION MULTI-OBJECTIF .....	65
4.1	Présentation de la méthode d'optimisation proposée.....	65
4.1.1	Structure de l'algorithme d'optimisation.....	65
4.1.2	Technique de partitionnement de l'espace des fonctions objectif .....	67
4.1.3	Principe de la mesure de la progression de la recherche .....	72

4.1.4	Critère d'arrêt du processus d'optimisation.....	73
4.1.5	Auto-adaptation de l'algorithme d'optimisation.....	74
4.1.6	Gestion des contraintes.....	81
4.2	Application et analyse de la méthode d'optimisation proposée .....	82
4.2.1	Résolution des problèmes de test numériques .....	83
4.2.2	Évolution de la population durant le processus d'optimisation .....	86
4.2.3	Effets du nombre des couloirs sur la convergence des solutions.....	87
4.2.4	Vitesse de stabilisation du pas des couloirs .....	88
CHAPITRE 5	VALIDATION DE L'ALGORITHME D'OPTIMISATION.....	91
5.1	Configuration de l'optimiseur.....	91
5.1.1	Couplage de l'optimiseur avec un simulateur de procédés .....	91
5.1.2	Validation de la librairie thermodynamique utilisée .....	92
5.2	Optimisation d'un système de cogénération.....	93
5.2.1	Présentation du système de cogénération .....	93
5.2.2	Les fonctions objectif du problème .....	95
5.2.3	Les variables d'optimisation .....	96
5.2.4	Les contraintes du problème .....	96
5.2.5	Point de vue de l'optimisation classique .....	97
5.2.6	Résultats de l'optimisation multi-objectif .....	98
5.3	Optimisation d'une centrale thermique de puissance .....	102
5.3.1	Présentation de la centrale .....	102
5.3.2	Fonctions objectif, variables et contraintes du problème .....	103
5.3.3	Résultats de l'optimisation et analyses.....	105
CHAPITRE 6	MODÉLISATION ET OPTIMISATION DE LA BOUCLE SECONDAIRE DE LA CENTRALE NUCLÉAIRE DE GENTILLY-2..	109

6.1	Fonctionnement de la boucle secondaire.....	109
6.1.1	Description du cycle de la vapeur .....	109
6.1.2	Données de fonctionnement de la boucle secondaire.....	111
6.2	Modélisation de la boucle secondaire .....	113
6.2.1	Modèle thermodynamique d'une turbine à vapeur .....	113
6.2.2	Modèle du séparateur-surchauffeur .....	116
6.2.3	Modèle du condenseur.....	119
6.2.4	Modèle du dégazeur .....	123
6.2.5	Modèle du réchauffeur d'eau d'alimentation.....	125
6.3	Simulation de la boucle secondaire.....	136
6.3.1	Principe de la simulation .....	137
6.3.2	Validation du modèle thermodynamique de la boucle secondaire.....	139
6.4	Analyse paramétrique des soutirages .....	142
6.4.1	Effets de la surchauffe de la vapeur .....	143
6.4.2	Effets de la régénération de la chaleur .....	144
6.5	Optimisation de la boucle secondaire .....	145
6.5.1	Fonctions objectif, variables et contraintes du problème .....	146
6.5.2	Réglages des paramètres de l'algorithme d'optimisation.....	147
6.5.3	Résultats et analyses .....	148
CONCLUSION .....		154
BIBLIOGRAPHIE .....		158
ANNEXES .....		168

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1 : Solutions Pareto optimales du problème OSY.....	63
Tableau 4.1 : Stratégies de recherche des solutions. ....	81
Tableau 4.2 : Problèmes tests.....	83
Tableau 5.1 : Comparaison des propriétés thermodynamiques. ....	93
Tableau 5.2 : Domaine de variation des variables. ....	96
Tableau 5.3 : Comparaison des résultats de l'optimisation. ....	102
Tableau 5.4 : Variables d'optimisation de la centrale. ....	104
Tableau 5.5 : Comparaisons des résultats de la simulation. ....	105
Tableau 5.6 : Comparaison des résultats. ....	107
Tableau 6.1 : Données de fonctionnement de la centrale. ....	112
Tableau 6.2 : Validation du modèle : débit massique. ....	140
Tableau 6.3 : Validation du modèle : Pressions et enthalpies spécifiques. ....	141
Tableau 6.4 : Effets des variations des pressions. ....	142
Tableau 6.5 : Variables de décision.....	147
Tableau 6.6 : Contrôle du processus d'optimisation. ....	148
Tableau 6.7 : Application des opérateurs génétiques. ....	148



## LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Comparaison des centrales conventionnelle et nucléaire.....	7
Figure 1.2 : Réacteur à eau bouillante (BWR).....	9
Figure 1.3 : Réacteur à eau pressurisée (PWR).....	10
Figure 1.4 : Réacteur à eau pressurisée de type CANDU.....	11
Figure 1.5 : Cœur d'un réacteur de type CANDU. ....	12
Figure 1.6 : Canal de combustible.....	13
Figure 1.7 : Conservation d'énergie pour un volume de contrôle.....	15
Figure 1.8 : Canal de combustible.....	16
Figure 1.9 : Volume de contrôle différentiel en coordonnées cylindriques.....	17
Figure 1.10 : Distributions axiales de la température.....	19
Figure 1.11 : Flux thermique en fonction des températures. ....	20
Figure 1.12 : Circuit de vapeur. ....	23
Figure 1.13 : Cycle thermodynamique de la vapeur.....	24
Figure 2.1 : Représentation d'un problème multi-objectif. ....	33
Figure 2.2 : Dominance de Pareto et optimalité de Pareto. ....	34
Figure 2.3 : Minimum local et global d'une fonction.....	37
Figure 2.4 : Algorithme du recuit simulé.....	38
Figure 2.5 : Codage binaire des variables.....	41
Figure 2.6 : Codage réel des variables.....	42
Figure 2.7 : Croisement de deux parents. ....	42
Figure 2.8 : Mutation d'un gène.....	43
Figure 2.9 : Algorithme génétique. ....	44

Figure 3.1 : Modèle unifié des algorithmes évolutifs.....	47
Figure 3.2 : Classement des solutions selon Goldberg.....	48
Figure 3.3 : Classement des solutions selon Zitzler et Thiele.....	49
Figure 3.4 : Fonction de partage.....	52
Figure 3.5 : Algorithme NSGA-II. ....	58
Figure 3.6 : Distance de surpeuplement. ....	61
Figure 3.7 : Front de Pareto optimal du problème OSY.....	62
Figure 3.8 : Résultats de l'optimisation du problème OSY.....	63
Figure 4.1 : Structure de l'algorithme d'optimisation proposé.....	66
Figure 4.2 : Espaces des solutions faisables et infaisables. ....	67
Figure 4.3 : Espace des solutions faisables à partitionner. ....	68
Figure 4.4 : Partitionnement en couloirs d'observation.....	69
Figure 4.5 : Meilleurs individus sélectionnés dans les couloirs.....	70
Figure 4.6 : Contour de l'espace des solutions faisables. ....	70
Figure 4.7 : Métrique de progression de la recherche. ....	73
Figure 4.8 : Chromosomes des parents.....	75
Figure 4.9 : Chromosomes des enfants.....	75
Figure 4.10 : Intervalles d'existence possible des gènes. ....	76
Figure 4.11 : Croisement arithmétique. ....	77
Figure 4.12 : Mutation probabiliste.....	79
Figure 4.13 : Optimisation du problème OSY. ....	84
Figure 4.14 : Optimisation du problème TNK. ....	85
Figure 4.15 : Évolution de la population durant l'optimisation. ....	87
Figure 4.16 : Effets du nombre de couloirs sur la convergence des solutions.....	88

Figure 4.17 : Vitesse de stabilisation du pas des couloirs. ....	89
Figure 5.1 : Architecture du dispositif d'optimisation. ....	92
Figure 5.2 : Schéma simplifié d'un système de cogénération.....	94
Figure 5.3 : Profils de température dans le système de cogénération. ....	94
Figure 5.4 : Courbe caractéristique coût-efficacité. ....	98
Figure 5.5 : Solutions optimales du problème CGAM.....	99
Figure 5.6 : Effets de la différence de température au pincement.....	100
Figure 5.7 : Effet de la différence de température au pincement. ....	101
Figure 5.8 : Centrale thermique de puissance. ....	103
Figure 5.9 : Solutions Pareto optimales de la centrale. ....	107
Figure 6.1 : Schéma simplifié de la boucle secondaire de G2. ....	110
Figure 6.2 : Coupe d'une turbine à vapeur. ....	114
Figure 6.3 : Groupe turbine.....	115
Figure 6.4 : Schéma de principe d'un séparateur-surchauffeur. ....	116
Figure 6.5 : Effets du séparateur-surchauffeur.....	117
Figure 6.6 : Modèle du séparateur-surchauffeur. ....	118
Figure 6.7 : Modèle simplifié du condenseur. ....	120
Figure 6.8 : Schéma d'un dégazeur. ....	124
Figure 6.9 : Modèle simplifié du dégazeur. ....	125
Figure 6.10 : Réchauffeur d'eau d'alimentation à trois zones. ....	126
Figure 6.11 : Modèle simplifié d'un réchauffeur d'eau à deux zones.....	127
Figure 6.12 : Résistances thermiques en série. ....	128
Figure 6.13 : Surface de croisement des flux.....	131
Figure 6.14 : Le pas des tubes pour une disposition triangulaire.....	133

Figure 6.15 : Principe de la segmentation des chicanes. ....	134
Figure 6.16 : Modèle simplifié d'un réchauffeur à deux zones. ....	135
Figure 6.17 : Simulation d'un réchauffeur d'eau à deux zones. ....	138
Figure 6.18 : Principe de l'itération globale de la boucle secondaire. ....	139
Figure 6.19 : Effets de la surchauffe de la vapeur.....	143
Figure 6.20 : Effets de la régénération de la chaleur.....	144
Figure 6.21 : Solutions Pareto optimales de la boucle secondaire. ....	149
Figure 6.22 : Zones du front de Pareto. ....	150
Figure 6.23 : Taux de variation du travail et de l'énergie thermique.....	151
Figure 6.24 : Soutirages optimisés. ....	153

## LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

### Abréviations

AG	Algorithme Génétique
BLX	Blend Crossover
BNH	Problème test de Binh et Korn
BP	Basse pression
BPF	Boiler feed pump
CANDU	CANada Deuterium Uranium
CEP	Condensate extraction pump
CTP	Problème test de Deb et al.
DDE	Dynamic data exchange
GV	Générateur de vapeur
G2	Gentilly-2
HP	Haute pression
IS-PAES	Inverted Shrinkable PAES
LMTD	Log-Mean Temperature Difference
MOGA	Multi-Objective Genetic Algorithm
NPGA	Niched-Pareto Genetic Algorithm
NSGA	Non-dominated Sorting Genetic Algorithms
OSY	Problème test de Osyczka et Kundu
PAES	Pareto-Archived Evolution Strategy
PESA	Pareto Envelope-based Selection Algorithm
SMES	Simple Multimembered Evolution Strategy

SPEA	Strength Pareto Evolutionary Algorithm
SRN	Problème test de Srinivas et Deb
TNK	Problème test de Tanaka
VEGA	Vector-Evaluated Genetic Algorithm
ZDT4	Problème test de Zitzler et al.

### Sigles

$\alpha$	Coefficient de pondération
$\varepsilon$	Efficacité exergetique
$\delta$	Précision des solutions
$\sigma_{share}$	Mesure de similarité des solutions
$\lambda$	Paramètre de réglage des opérateurs de croisement et de mutation
$\xi$	Métrique de progression
$\eta$	Rendement énergétique
$\rho$	Masse volumique
$\mu$	Viscosité
$\Delta E$	Variation d'énergie
$\Delta T_m$	Température moyenne logarithmique
$\Delta T_p$	Différence de température au pincement
$\Delta h_{fg}$	Chaleur latente de vaporisation
$\Delta P$	Pertes de charge
$A$	Aire
$c_i^j$	Gène i de l'enfant j
$c_{min}$	Valeur minimale de la variable

$c_{\max}$	Valeur maximale de la variable
$\dot{C}$	Coût
$Cl_j$	Nombre de couloirs suivant l'axe j
$CM$	Coefficient de croisement des flux
$Cp$	Chaleur spécifique
$C_r$	Distance de croisement
$d$	Mesure de distance
$D_i$	Diamètre interne
$D_o$	Diamètre externe
$D_{otl}$	Diamètre circonscrit au faisceau de tube
$e$	Exergie
$f$	Fonction objectif
$h$	Enthalpie
$h_c$	Coefficient de transfert de chaleur par condensation
$h_t$	Coefficient de convection dans le tube
$J$	Facteur de correction
$k$	Conductivité thermique
$L$	Longueur d'une zone du réchauffeur d'eau
$\dot{m}$	Débit massique
$N_c$	Nombre de tubes dans une section de croisement des flux
$P$	Pression
$p_{acc}$	Probabilité d'acceptation

$p_c$	Probabilité de croisement
$p_m$	Probabilité de mutation
Pr	Nombre de Prandtl
$P_t$	Pas des tubes
$Q$	Énergie thermique
$R$	Résistance thermique
Re	Nombre de Reynolds
$R_{fh,s}$	Résistance thermique de condensation
$R_{fo,t}$	Résistance thermique d'encrassement des tubes
$R_{h,t}$	Résistance thermique de convection dans des tubes
$R_m$	Résistance thermique modifiée
$R_w$	Résistance thermique de conduction
$S$	Espacement entre les tubes
$S_m$	Section de croisement des flux
$S_{si}$	Espace entre la première chicane et l'entrée de la zone
$S_{so}$	Espace entre la dernière chicane et la sortie de la zone
$St_j$	Pas du couloir j
$T$	Température
$U$	Coefficient global de transfert de chaleur
$V$	Vitesse du fluide
$v$	Volume spécifique
$\dot{W}$	Travail mécanique



$x$	Titre de vapeur
$X$	Variable d'une fonction
$Y_i$	Fraction de soutirage de vapeur du point $i$
$\dot{Z}_i$	Coût de l'équipement (\$/s)

### Indices

$comb$	Combustible
$AC$	Compresseur d'air
$f$	Fluide
$TG$	Turbine à gaz
$HRSG$	Générateur de vapeur à récupération de chaleur
$vap$	Vapeur
$cw$	Eau de refroidissement
$cond$	Condenseur
$d$	Drain
$fw$	Eau de refroidissement
$s$	Vapeur
$i$	Entrée
$o$	Sortie
$sat$	Saturation
$SR$	Sous-refroidissement

### Exposants

min	minimale
max	maximale

## LISTE DES ANNEXES

ANNEXE 1– Problèmes de tests numériques.....	168
ANNEXE 2 – Solutions des problèmes de test numériques.....	169
ANNEXE 3 – Problème CGAM.....	170
ANNEXE 4 – Boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2.....	176
ANNEXE 5 – Coefficients de corrélation de la résistance modifiée.....	177
ANNEXE 6 – Facteurs de correction.....	178

## INTRODUCTION

L'optimisation énergétique des systèmes industriels offre d'énormes avantages, que ce soit du point de vue économique ou environnemental. En effet, plusieurs études ont montré que l'amélioration, aussi minime soit-il du rendement global du cycle thermodynamique d'un système énergétique comporte un gain énorme avec des économies pouvant atteindre des milliers, voire des centaines de milliers de dollars par année. Les travaux présentés dans cette thèse portent sur l'optimisation de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2.

### **a) Contexte général de la thèse et motivations**

Cette thèse apporte une contribution aux travaux de recherche au sein du laboratoire de thermohydraulique de l'École Polytechnique de Montréal, et est réalisée en partenariat avec le groupe en optimisation des procédés industriels (OPI) de CanmetÉnergie-Varenn<sup>1</sup>. Le partenariat entre les deux institutions à travers cette thèse de doctorat vise à permettre la mise au point d'un outil d'optimisation multi-objectif, essentiel dans le traitement des problèmes d'optimisation très complexes du secteur industriel. L'algorithme d'optimisation qui a été développé permettra au laboratoire de thermohydraulique de l'École Polytechnique de Montréal de disposer d'un outil pour mener les travaux de recherche sur l'optimisation des cycles thermodynamiques à vapeur des centrales nucléaires.

La centrale nucléaire de Gentilly-2 qui est une centrale de type CANDU-6, est la seule centrale nucléaire opérée par Hydro-Québec dans la province du Québec, au Canada. Cette centrale d'une puissance de 675 MWe a été mise en service en 1983, avec une durée de vie estimée à 30 ans. Suite à de nombreuses études techniques, économiques et de sûreté, Hydro-Québec est arrivé à la conclusion qu'il était préférable, pour des raisons économiques et environnementales, de

---

<sup>1</sup> CanmetÉnergie-Varenn<sup>1</sup>/ Québec (Ressources naturelles Canada)

procéder à la réfection des installations existantes plutôt que de procéder à la fermeture de la centrale après sa durée de vie prévue (Hydro-Québec, 2003). Des travaux de réfection sont ainsi prévus à partir de 2011 afin de prolonger sa durée d'exploitation. L'étude présentée dans ce document propose ainsi de mener des investigations sur le cycle thermodynamique de la boucle secondaire en vue de déterminer les conditions pour une opération optimale de la centrale, c'est-à-dire, identifier les possibilités d'accroître simultanément le rendement et la puissance.

## **b) Présentation du problème**

La centrale nucléaire de Gentilly-2 tout comme les centrales thermiques à vapeur, (e.g., au charbon ou au gaz naturel), convertissent une énergie primaire en énergie thermique utilisée pour générer de la vapeur. Cette vapeur est ensuite détendue dans des turbines à vapeur afin de produire du travail mécanique pour entraîner des alternateurs produisant de l'énergie électrique. La vapeur évolue en général dans la boucle secondaire de la centrale selon le cycle thermodynamique de Rankine. Le cycle de Rankine le plus simple comporte quatre composants principaux : un générateur de vapeur, une turbine, un condenseur et une pompe. Pour les installations modernes de production d'énergie, le cycle devient beaucoup plus complexe car il intègre d'autres équipements qui permettent d'accroître ses performances. La modification majeure par rapport au cycle de Rankine de base est essentiellement axée sur la surchauffe de la vapeur utilisée et la régénération de la chaleur. Un équipement appelé séparateur/surchauffeur est généralement utilisé pour débarrasser la vapeur de son humidité après sa première détente dans la turbine, puis la surchauffe avant qu'elle ne soit admise dans la turbine suivante. Quant à la régénération de la chaleur, elle se fait dans des réchauffeurs d'eau qui sont des échangeurs de chaleur spéciaux à contact ou à mélange montés en cascade, et permet de réchauffer l'eau d'alimentation avant son retour dans le générateur de vapeur. Ceci est possible grâce à des soutirages de vapeur effectués à différents étages de la turbine pour servir au réchauffage de l'eau d'alimentation. Des études portant sur les effets de la resurchauffe et la régénération sont présentées par plusieurs auteurs dans la littérature, et montrent qu'il est possible d'accroître les performances des cycles motrices à vapeurs. En utilisant du combustible fossile comme énergie d'appoint pour la resurchauffe de la vapeur dans la centrale nucléaire *Indian Point 1*, Lior (1997) a montré qu'il est possible d'accroître la puissance générée de 70%, le rendement d'au moins

16% et de réduire les coûts d'opération de 32% par rapport aux conditions de fonctionnement initial. D'autres auteurs (Sacco et al., 2002) qui se sont intéressés au processus de la régénération de la chaleur dans les cycles de Rankine ont effectué des travaux sur une centrale thermique afin d'accroître le rendement du cycle thermique. En optimisant les soutirages de la vapeur utilisée pour la régénération, leurs travaux ont ainsi permis d'atteindre jusqu'à 1,6% d'augmentation du rendement par rapport au fonctionnement de référence. En combinant la méthode de pincement thermique avec une analyse exergetique du cycle de Rankine, Adel et al., (2006) ont optimisé les fractions de soutirage de la vapeur d'une centrale thermique, permettant ainsi d'accroître le rendement global de 0,34%. Toutes ces études sur la surchauffe et la régénération montrent ainsi qu'il est toujours possible d'apporter des améliorations de façon rentable à des installations déjà existantes et souvent jugées performantes.

La plupart des études sur les cycles thermodynamiques se sont intéressées à la régénération pour améliorer le rendement sans pour autant faire cas des conséquences que les soutirages peuvent avoir sur le travail produit. En effet, les soutirages de vapeur pour préchauffer l'eau d'alimentation avant son admission dans les générateurs de vapeur permettent d'améliorer le rendement du cycle (moins d'énergie requise pour réchauffer l'eau, donc des économies substantielles de combustibles), mais en contrepartie diminuent le travail disponible. Dans l'autre cas, c'est-à-dire en diminuant la régénération, donc en effectuant moins de soutirage, le travail augmente mais le rendement diminue. Un état de fonctionnement de la centrale doit donc résulter d'un compromis entre le travail fourni et le rendement du cycle. C'est un problème d'optimisation impliquant deux objectifs contradictoires, et dont la solution n'est pas unique, mais où on doit considérer plutôt plusieurs solutions de compromis qui doivent être trouvées. L'un des objectifs principaux des travaux de recherche présentés dans cette thèse vise donc à rechercher de telles solutions pour la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2.

### **c) Objectifs des travaux**

Maximiser simultanément le rendement et le travail des cycles à vapeur à travers une utilisation optimale des soutirages de la vapeur est l'un des objectifs de la présente recherche. C'est un problème d'optimisation complexe qui doit permettre de réaliser le meilleur compromis possible

entre le rendement du cycle et le travail mécanique. La résolution de ce type de problème d'optimisation impliquant des objectifs conflictuels (e.g., l'augmentation du rendement se traduit par une diminution du travail, et vice versa) conduit généralement à rechercher, non pas une solution optimale unique, mais plusieurs solutions qui sont appelées des "*solutions Pareto optimales*" (Pareto, 1896). L'utilisation des méthodes traditionnelles d'optimisation (e.g., méthode du gradient) ne permet pas en général, de trouver toutes les solutions optimales. Des méthodes plus appropriées doivent donc être utilisées. C'est ainsi que dans le cadre de cette thèse, il sera mis au point un algorithme d'optimisation qui sera capable de traiter tout problème d'optimisation multi-objectif indépendamment de sa nature et sa complexité. Cet algorithme d'optimisation qui sera inspiré du principe des algorithmes génétiques (Goldberg, 1989) sera couplé à un simulateur de procédés dans le processus de l'optimisation. Le simulateur sert principalement à évaluer les propriétés thermodynamiques de la vapeur ou de l'eau, et permet de prédire le comportement du cycle en fonction de la variation des paramètres d'opérations. La communication entre le simulateur et l'optimiseur (dont les codes ont été développés respectivement sous Matlab et VBA) est facilitée par l'utilisation du protocole de communication DDE (Dynamic Data Exchange) qui permet un échange dynamique des données. Le modèle de simulation thermodynamique de la boucle secondaire qui sera développé intégrera les modèles des principaux équipements thermiques (e.g., turbine, pompe, réchauffeur d'eau d'alimentation, séparateur-surchauffeur, condenseur, dégazeur, etc.). Ce modèle sera validé en comparant les résultats de la simulation avec les données de la centrale fournies par Hydro Québec.

Avant d'appliquer l'algorithme développé pour l'optimisation de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2, celui-ci sera validé en utilisant des problèmes de test numériques de la littérature ainsi que des problèmes d'optimisation de systèmes énergétiques. En l'occurrence, le problème de cogénération bien connu de la littérature et appelé problème "CGAM" (Valéro et al., 1994) sera traité. Ce problème d'optimisation présente deux objectifs qui sont économique et énergétique. L'autre problème concerne une centrale de puissance utilisant un cycle de Rankine avec surchauffe et régénération de la chaleur (Sefidi et al., 2006). Les résultats de l'optimisation de ce problème seront comparés aux solutions de référence qui sont obtenues en utilisant une méthode combinant l'analyse de pincement thermique et l'exergie pour optimiser les soutirages de la vapeur.

Il faut noter que ce travail fait naturellement suite à nos travaux antérieurs ayant portés sur l'optimisation des réseaux d'échangeurs de chaleur (Dipama et al., 2008). Concernant ces travaux, le problème de l'optimisation visait un seul objectif, à savoir la maximisation de l'énergie récupérée. Un algorithme d'optimisation basé sur les algorithmes génétiques a ainsi été utilisé pour synthétiser le réseau optimal d'échangeurs de chaleur. Les travaux actuels permettront donc d'étendre la capacité des algorithmes génétiques en prenant en compte plusieurs objectifs simultanément.

#### **d) Plan de présentation de la thèse**

La suite de ce document est organisée de la façon suivante :

Dans le premier chapitre, nous présenterons brièvement quelques types de réacteurs nucléaires en opération à travers le monde, avec plus d'accent sur les réacteurs à eau pressurisée, dont le réacteur CANDU qui fait l'objet de notre étude. Ensuite nous présenterons quelques notions de calcul sur les performances thermodynamiques d'un cycle de Rankine avec surchauffe et régénération de la chaleur. Le deuxième chapitre portera sur la présentation des problèmes d'optimisation multi-objectif en général et les algorithmes métaheuristiques qui sont généralement utilisés pour traiter ces types de problèmes. Dans le troisième chapitre, les algorithmes évolutifs multi-objectif qui sont de la famille des algorithmes métaheuristiques seront abordés pour permettre une meilleure compréhension de leur mode de fonctionnement, leurs avantages et leurs faiblesses. Une attention particulière sera portée à l'algorithme d'optimisation nommé "NSGA-II" (Deb, 2000.a), qui servira de référence pour l'élaboration de notre propre algorithme d'optimisation. C'est au quatrième chapitre que sera présentée la méthode d'optimisation que nous proposons pour résoudre les problèmes d'optimisation multi-objectif. En particulier, l'accent sera mis sur une des innovations apportées dans cette thèse et qui consiste à partitionner l'espace de recherche en grilles parallèles suivant chaque axe des fonctions objectif. Ces grilles appelées "couloirs d'observation" permettent de résoudre efficacement les problèmes d'optimisation. Les performances de la méthode proposée seront analysées à travers des problèmes tests connus. La validation de la méthode proposée sera effectuée dans le cinquième chapitre à l'aide de deux problèmes d'optimisation de systèmes énergétiques, l'un

concerne un système de cogénération et l'autre une centrale de puissance. Le sixième chapitre sera consacré à la modélisation et l'optimisation de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2. Le modèle de simulation sera validé à l'aide des données de la centrales, puis les résultats de l'optimisation seront présentés et commentés. Finalement nous terminerons ce document par les conclusions que l'on peut tirer des travaux menés dans le cadre de cette thèse. Des suggestions seront présentées pour des futurs travaux en vue de l'amélioration du modèle de simulation ainsi que la méthode d'optimisation proposée dans le cadre de cette thèse.



## CHAPITRE 1 RÉACTEURS NUCLÉAIRES DE PUISSANCE

La production de l'énergie électrique dans une centrale nucléaire suit le même principe que dans une centrale thermique conventionnelle utilisant du combustible fossile. Le principe de la conversion est illustré à la figure 1.1. Dans une centrale thermique conventionnelle, le combustible (e.g., gaz naturel, charbon, etc.) est brûlé pour produire de la chaleur. La chaleur est ensuite utilisée pour élever la température d'un fluide caloporteur (e.g., de l'eau) et l'amener à ébullition. La vapeur ainsi obtenue fait tourner une turbine qui entraîne un alternateur pour produire de l'électricité. La centrale nucléaire fonctionne aussi selon ce même principe, à la différence que l'ensemble des chaudières consommant des combustibles fossiles dans une centrale thermique classique est remplacé par un réacteur nucléaire.

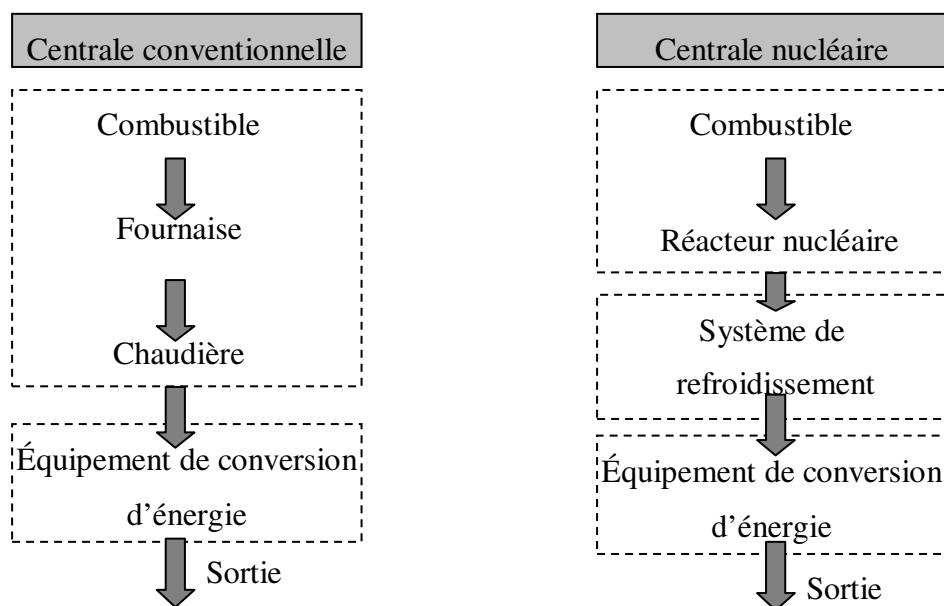


Figure 1.1 : Comparaison des centrales conventionnelle et nucléaire.

Le cœur du réacteur contenant le combustible nucléaire (e.g., Uranium 235) est le siège d'un processus de fission de noyaux atomiques produisant une grande quantité de chaleur (i.e, 200 MeV/fission).

## 1.1 Principaux types de réacteurs nucléaires

Les réacteurs nucléaires en opération à travers le monde n'utilisent pas les mêmes technologies puisque différentes conceptions sont mises en œuvre et varient les unes des autres en fonction de :

- La nature du combustible utilisé (e.g., oxyde d'uranium naturel, uranium enrichi, mélange d'oxydes d'uranium-plutonium, etc.)
- Le fluide utilisé pour transporter la chaleur (e.g., eau pressurisée, eau bouillante, gaz à haute température, métaux liquides, sels fondus)
- La nature du fluide modérateur (e.g., eau légère, eau lourde, graphite, ou absence de modérateur comme dans le cas des réacteurs à neutrons rapides).

Il existe ainsi plusieurs filières de réacteurs nucléaires expérimentaux ou en opération (Mazen, 2008) incluant entre autres les réacteurs nucléaires suivants : réacteur à eau pressurisée "REP" (ou PWR), réacteur à eau bouillante "REB" (ou BWR), réacteur à neutron rapide refroidi au gaz "RNR-G" (ou GFR), réacteur à uranium naturel et graphite (e.g., le RBMK de l'ex-URSS). Les réacteurs nucléaires de type PWR et BWR sont cependant les deux types de réacteurs qui connaissent de nos jours la plus grande utilisation à travers le monde, représentant respectivement environ 60 % et 20% des réacteurs nucléaires installés. Le principe de fonctionnement de ces derniers sera présenté dans les paragraphes suivants.

### 1.1.1 Réacteurs à eau bouillante

Dans un réacteur à eau bouillante, la chaleur générée au cœur du réacteur fait bouillir directement le caloporteur qui est soumis à une plus faible pression que dans un réacteur à eau pressurisée. À la sortie du cœur et après séparation des gouttelettes résiduelles, la vapeur est directement envoyée dans les turbines, et donc il n'y a pas d'échangeur de chaleur intermédiaire. La contrepartie, la nécessité d'assurer la radioprotection au niveau des circuits classiques, notamment les turbines, car l'eau s'active légèrement dans le cœur. Le schéma de principe d'un réacteur de type à eau bouillante est présenté à la figure 1.2.

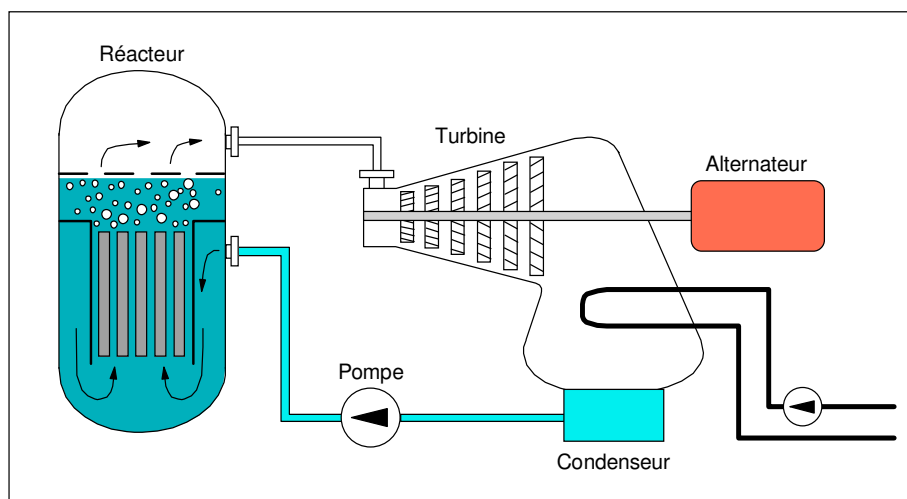


Figure 1.2 : Réacteur à eau bouillante (BWR).

### 1.1.2 Réacteurs à eau pressurisée

Dans un réacteur à eau pressurisée, l'énergie calorifique produite par la fission du combustible nucléaire est utilisée pour chauffer le fluide caloporteur soumis à une pression élevée (e.g., deux fois plus élevée que dans un réacteur à eau bouillante). L'ébullition ne se produit donc pas dans le cœur du réacteur. Un échangeur de chaleur intermédiaire appelé générateur de vapeur est alors utilisé pour produire la vapeur qui est envoyée dans les turbines. Ce type de réacteur utilise donc deux circuits séparés et fermés qui sont les circuits primaire et secondaire. La figure 1.3 illustre le principe de ce type de réacteur dont la description des circuits est la suivante :

**Circuit primaire** : C'est un circuit fermé dans lequel circule le fluide caloporteur qui récupère la chaleur générée dans le cœur du réacteur pour la transporter au générateur de vapeur où l'énergie thermique est ainsi transférée à un autre circuit, le circuit secondaire.

**Circuit secondaire** : Le circuit secondaire est un circuit fermé qui comporte deux parties : Entre le condenseur et le générateur de vapeur, l'eau reste sous forme liquide. Du générateur de vapeur au condenseur, circule de la vapeur qui se détend dans la turbine. La sortie du dernier étage de la turbine donne directement sur le condenseur dont la pression est généralement maintenue basse (4-7 kPa). L'eau condensée dans le condenseur est réutilisée pour alimenter le GV.

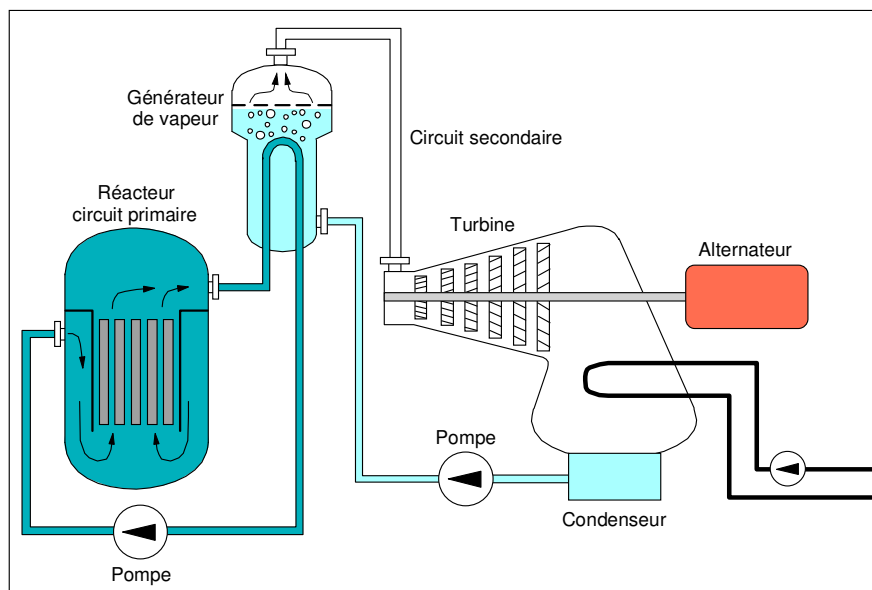


Figure 1.3 : Réacteur à eau pressurisée (PWR).

Au Canada, c'est la filière des réacteurs à eau pressurisée qui est privilégiée. Le type de réacteur utilisé est appelé réacteur CANDU<sup>®</sup> a cependant une conception tout à fait différente des réacteurs de type PWR développés ailleurs dans d'autres pays.

## 1.2 Réacteur CANDU

Les réacteurs nucléaires utilisés au Canada sont des réacteurs de type CANDU (acronyme de CANada Deutérium Uranium), qui utilisent de l'eau lourde ( $D_2O$ ) pour le modérateur et le caloporteur, ainsi que de l'uranium naturel comme combustible. Énergie Atomique du Canada Limitée (EACL) est le développeur principal des réacteurs CANDU<sup>®</sup>. Depuis les premiers prototypes développés dans les années 1950 et 1960, EACL a continué à améliorer la technologie CANDU en développant les réacteurs de deuxième génération, dont le CANDU 6, qui sont en opération actuellement. On retrouve les réacteurs CANDU notamment au Canada, en Argentine, en Corée du Sud, en Inde, au Pakistan, en Chine et en Roumanie. De nos jours, EACL a mis au point des réacteurs de la 3<sup>ème</sup> génération désignés sous le nom de réacteur CANDU Avancé (Advanced CANDU Reactor "ACR") afin de répondre à des exigences plus sévères, en ce qui a trait au concept de sûreté passive améliorée, à une économie concurrentielle, à l'exploitabilité et à

la maintenabilité. Des études sont également en cours pour le développement de la quatrième génération des réacteurs CANDU à eau super-critique (Super Critical Water Reactor "SCWR"). Ces réacteurs vont opérer au point critique de l'eau ( $374^{\circ}\text{C}$  à  $22,1\text{ MPa}$ ) avec un rendement thermique pouvant être 33% plus élevé que les réacteurs actuels à eau sous pression (Torgerson et al., 2006).

### 1.2.1 Principe de fonctionnement

Dans un réacteur CANDU, de l'eau lourde sous pression traverse des grappes de combustible pour les refroidir. L'eau chaude qui en résulte est ensuite acheminée vers un groupe de générateurs de vapeur (e.g., 4 pour le CANDU 6) dans lesquels elle cède sa chaleur à de l'eau légère qui entre en ébullition sous la pression de  $4,5\text{ MPa}$ . La vapeur ainsi générée sert à actionner des turbines qui entraînent un alternateur pour produire de l'électricité. Le schéma de principe du réacteur CANDU est illustré à la figure 1.4.

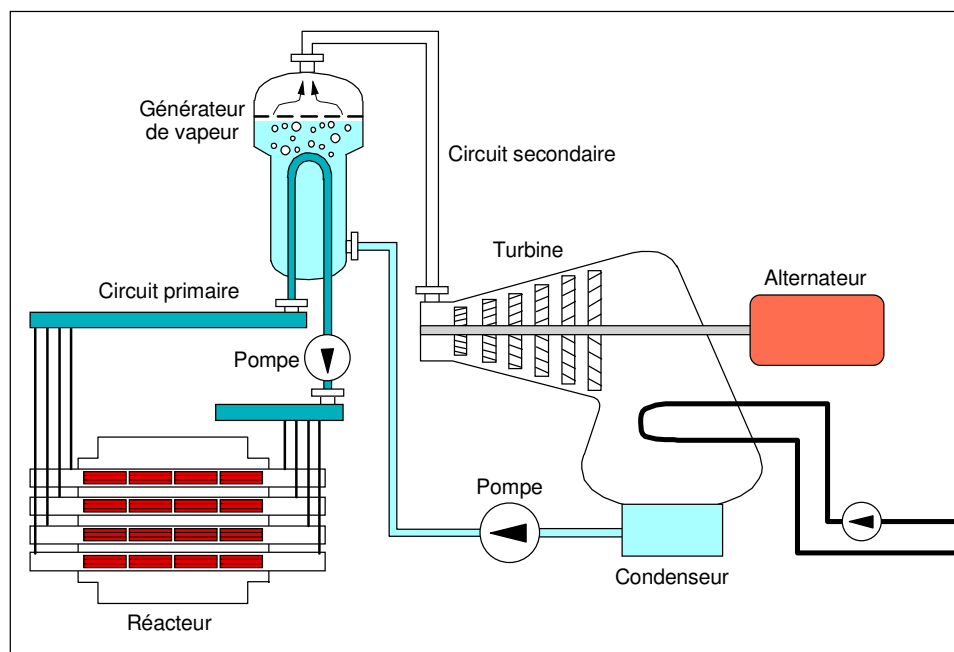


Figure 1.4 : Réacteur à eau pressurisée de type CANDU.

Les réacteurs CANDU possèdent des caractéristiques particulières qu'on ne trouve généralement pas dans les autres types de réacteurs nucléaires :

- Cœur du réacteur composé de centaines de canaux de combustible de petit diamètre (380 canaux pour le CANDU 6) au lieu d'une grande calandre de pression;
- Circuits distincts du modérateur (fonctionnant à basse pression) et de refroidissement du combustible (fonctionnant à haute pression);
- Eau lourde ( $D_2O$ ) utilisée comme modérateur et fluide caloporteur;
- Rechargement du combustible avec le réacteur en marche;
- Dispositifs de réglage de la réactivité situés dans le modérateur à eau lourde (températures et pressions peu élevées);
- Combustible à uranium naturel et possibilité d'utiliser d'autres combustibles faiblement enrichis.

### 1.2.2 Organisation du cœur d'un réacteur CANDU

Contrairement à d'autres filières de réacteurs nucléaires de puissance, le réacteur nucléaire de type CANDU 6 est alimenté en uranium naturel, réparti dans 380 canaux de combustible disposés en un réseau et passant horizontalement dans la cuve (ou calandre). Cette cuve contient de l'eau lourde qui agit comme modérateur. Dans chaque canal de combustible sont placés bout à bout les grappes de pastilles d'oxyde d'uranium naturel insérées dans des tubes de zirconium scellés comme illustré à la figure 1.5. La température du modérateur est d'environ  $70^{\circ}C$ , ce qui offre un avantage du point de vue neutronique.

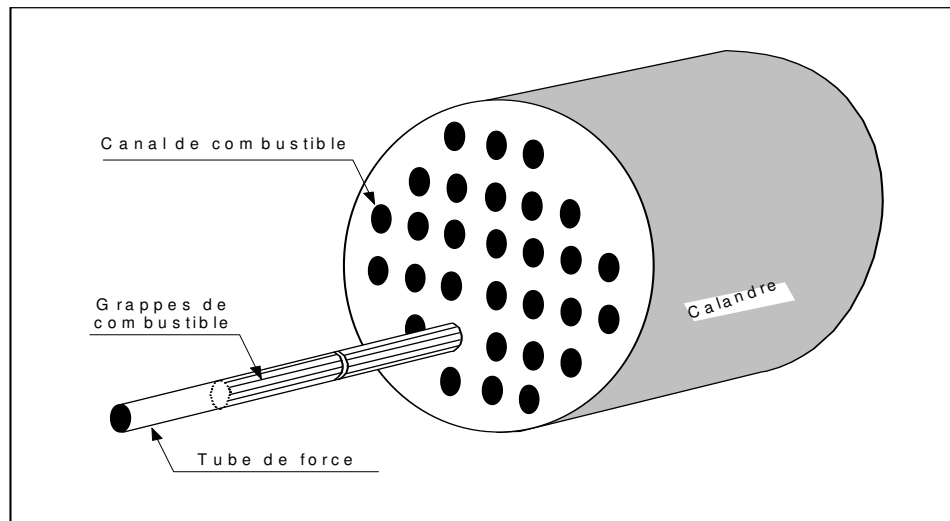


Figure 1.5 : Cœur d'un réacteur de type CANDU.

Pour éviter un trop grand transfert de chaleur entre les canaux (où la température moyenne du caloporteur est d'environ 290°C) et le modérateur, les canaux de combustible sont entourés par un espace annulaire de gaz isolant (e.g., CO<sub>2</sub>) comme illustré à la figure 1.6.

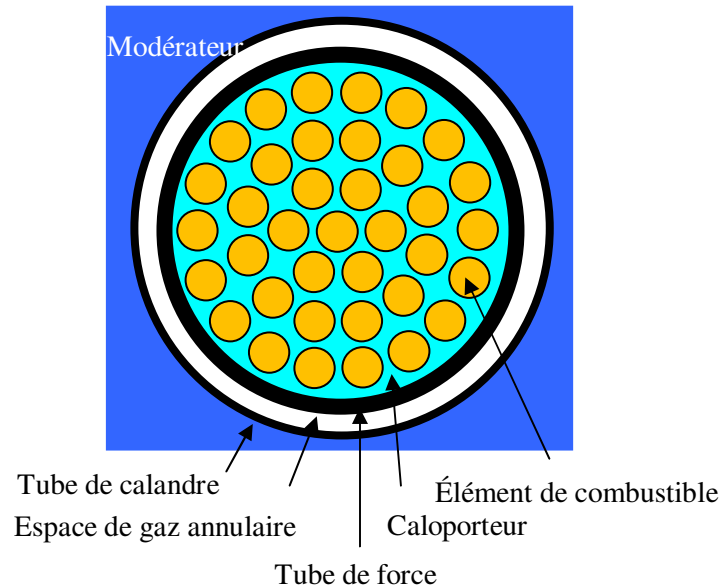


Figure 1.6 : Canal de combustible.

### 1.2.3 Génération de la chaleur dans le combustible nucléaire

Le taux de génération volumétrique de chaleur dans le combustible du réacteur est donné par l'équation suivante :

$$\dot{q}'''(\vec{r}) = \alpha E_f \int_0^\infty \Sigma_f(E) \phi(\vec{r}, E) dE \quad (1.1)$$

Où :

$E_f$  : énergie dégagée par la fission ( $\approx 200$  MeV)

$\alpha$  : portion de l'énergie de fission déposée dans le combustible

$\Sigma_f(E) \phi(\vec{r}, E)$  : taux de fission (nombre de réactions de fission par cm<sup>3</sup> et par seconde)

$\Sigma_f(E)$  : section efficace macroscopique de fission

$\phi(\vec{r}, E)$  : flux de neutrons en fonction de  $E$  et de  $\vec{r}$

Le taux de génération de chaleur  $\dot{q}'''$  dans l'équation 1.1 est exprimé en MeV/cm<sup>3</sup>s. Pour l'exprimer en kW/m<sup>3</sup>, il faut multiplier l'expression de l'équation 1.1 par le facteur  $1,602.10^{-10}$ . En considérant que la fission dans le réacteur est assurée uniquement par des neutrons thermiques, l'équation 1.1 peut être réécrite sous la façon suivante:

$$\dot{q}'''(\vec{r}) = \alpha E_f \bar{\Sigma}_f \phi(\vec{r}) \quad (1.2)$$

où  $\bar{\Sigma}_f$  est la section macroscopique moyenne. L'équation 1.2 présente un modèle simple pour un groupe de neutrons ayant le même niveau d'énergie. Mais dans la réalité, pour des calculs beaucoup plus précis que le modèle mono-énergétique, il faut tenir compte des différents groupes énergétiques (Glasstone et al., 1981). En considérant ainsi un modèle multi-groupe, l'équation 1.2 est réécrite de la façon suivante :

$$\dot{q}'''(\vec{r}) = \alpha E_f \sum_{i=1}^n \Sigma_{f_i} \phi_i(\vec{r}) \quad (1.3)$$

où  $n$  désigne le nombre de groupes,  $\Sigma_{f_i}$  et  $\phi_i(\vec{r})$  désignent respectivement la section macroscopique de fission et le flux neutronique correspondant à chaque groupe d'énergie. La chaleur générée dans le combustible est évacuée par le fluide caloporteur, permettant ainsi d'obtenir le refroidissement du cœur du réacteur. Pour des questions de sûreté du réacteur, il est important de connaître la distribution des températures dans le canal de combustible. La section suivante présente les équations générales de transfert qui peuvent être utilisées pour analyser ces distributions de température.

### 1.2.4 Équations de transfert de chaleur dans un canal de combustible

La distribution des températures dans le canal du combustible peut être analysée en utilisant les équations de conservation d'énergie. Considérons à cet effet le volume de contrôle quelconque présenté à la figure 1.7 auquel l'on applique le principe général de la conservation de l'énergie :



$$\dot{E}_i + \dot{E}_g - \dot{E}_o = \dot{E}_{st} \quad (1.4)$$

où :

$\dot{E}_i$  : Taux d'énergie entrant dans le volume de contrôle

$\dot{E}_g$  : Taux d'énergie générée dans le volume de contrôle

$\dot{E}_o$  : Taux d'énergie sortant du volume de contrôle

$\dot{E}_{st}$  : Taux d'énergie stockée dans le volume de contrôle,

Ainsi, pour ce volume de contrôle, le taux d'énergie entrant, plus le taux de génération interne de l'énergie, moins le taux de l'énergie sortant doit être égal au taux de variation de l'énergie qui y est accumulée.

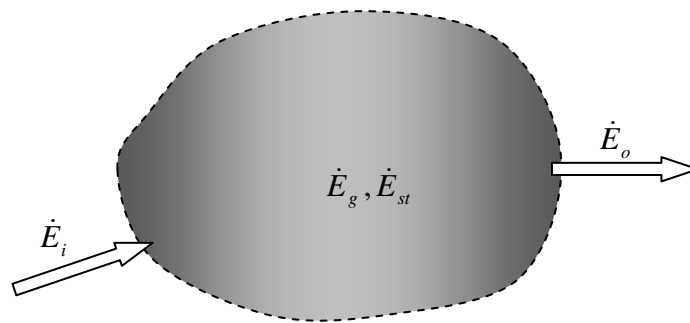


Figure 1.7 : Conservation d'énergie pour un volume de contrôle.

Dans le réacteur nucléaire, l'énergie thermique générée dans le combustible est transférée par conduction à sa surface, puis par convection au fluide caloporteur qui circule autour du combustible. Considérons un simple canal dans lequel est inséré un élément de combustible cylindrique unique comme illustré à la figure 1.8. L'on peut définir le volume de contrôle délimité latéralement par la paroi du canal et le combustible, et axialement par les plans aux positions  $z$  et  $z+dz$ .

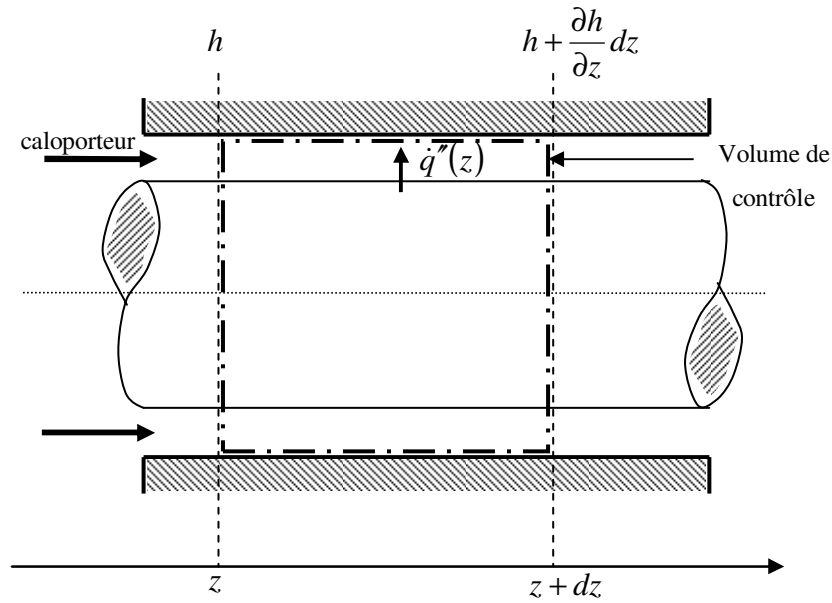


Figure 1.8 : Canal de combustible.

L'application du principe de conservation de l'énergie au volume de contrôle permet d'écrire l'équation suivante :

$$h G A dt + \dot{q}'' p dz dt - \left( h + \frac{\partial h}{\partial z} dz \right) G A dt = \frac{\partial u}{\partial t} A dz \rho dt \quad (1.5)$$

$$\frac{\dot{q}'' p}{A} - G \frac{\partial h}{\partial z} = \rho \frac{\partial u}{\partial t} \quad (1.6)$$

Où :

$\dot{q}''$  : flux de chaleur à travers l'élément de combustible,  $kW/m^2$

$A$  : section du canal,  $m^2$

$p$  : périmètre chauffé,  $m$

$\rho$  : masse spécifique du fluide,  $kg/m^3$

$u$  : Énergie interne spécifique,  $kJ/kg$

$h$  : Enthalpie spécifique,  $kJ/kg$

$t$  : Temps,  $s$

$G$  : Flux massique,  $kg/m^2s$

Pour l'analyse du transfert de chaleur en coordonnées cylindriques  $(r, \theta, z)$ , considérons le volume de contrôle différentiel  $dr.r d\theta.dz$  comme illustré à la figure 1.9. La conduction de la chaleur en coordonnées cylindriques est exprimée par l'équation générale suivante :

$$\frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} \left( k r \frac{\partial T}{\partial r} \right) + \frac{1}{r^2} \frac{\partial}{\partial \theta} \left( k \frac{\partial T}{\partial \theta} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left( k \frac{\partial T}{\partial z} \right) + \dot{q}''' = \rho C_p \frac{\partial T}{\partial t} \quad (1.7)$$

En supposant pour simplifier, que la conduction dans les directions axiale et angulaire est négligeable et que le système est en régime permanent, la conduction de la chaleur dans l'élément de combustible peut être exprimée par l'équation suivante :

$$\frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} \left( k_c r \frac{\partial T}{\partial r} \right) + \dot{q}''' = 0 \quad 0 \leq r \leq r_0 \quad (1.8)$$

où  $r_0$  est le rayon du combustible (m),  $k_c$  est la conductivité du combustible ( $W/m^2^\circ C$ ).

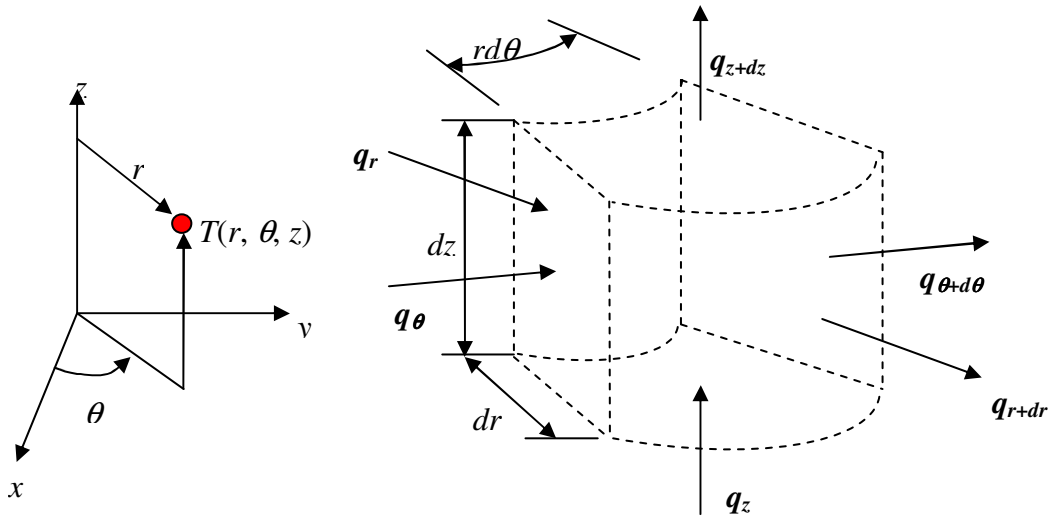


Figure 1.9 : Volume de contrôle différentiel en coordonnées cylindriques.

Dans la gaine, la conduction de la chaleur est exprimée par l'équation suivante :

$$\frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} \left( k_g r \frac{\partial T}{\partial r} \right) = 0 \quad r_0 \leq r \leq r_g \quad (1.9)$$

où  $k_g$  est la conductivité de la gaine ( $\text{W/m}^2\text{°C}$ ).

On supposera que les conditions aux frontières sont les suivantes :

- Débit de masse à l'entrée du canal ( $\text{kg/s}$ )
- Température à l'entrée ( $\text{°C}$ )
- Pression à l'entrée (Pa) (les pertes de charge sont négligeables)
- La convection de chaleur à la surface de l'élément de combustible exprimée par l'équation suivante :

$$-k_g \left( \frac{\partial T_g}{\partial r} \right)_{r=r_g} = h_g (T_g(r_g) - T_f) \quad (1.10)$$

où :

$h_g$  : Transfert de chaleur par convection ( $\text{W/m}^2\text{°C}$ )

$T_g(r_g)$  : Température de la surface externe de la gaine ( $\text{°C}$ )

$T_f$  : Température du fluide caloporteur ( $\text{°C}$ )

$r_g$  : rayon de l'élément de combustible (m)

- Le transfert de chaleur à l'interface de la gaine et du combustible exprimé par l'équation suivante :

$$\dot{q}'' = h_{gap} (T_c(r_0) - T_g(r_0)) \quad (1.11)$$

Où :

$h_{gap}$  : Conductance à l'interface combustible/gaine ( $\text{W/m}^2\text{°C}$ )

$T_c(r_0)$  : Température à la surface du combustible ( $\text{°C}$ )

$T_g(r_0)$  : Température à la surface intérieure de la gaine ( $\text{°C}$ )

La continuité des flux de chaleur à l'interface combustible/gaine est donnée par :

$$k_c \left( \frac{\partial T_c}{\partial r} \right)_{r=r_0} = k_g \left( \frac{\partial T_g}{\partial r} \right)_{r=r_0} \quad (1.12)$$

La résolution des équations 1.5, 1.7 et 1.8, et en utilisant les conditions aux frontières ainsi que les conditions initiales appropriées, permet de déterminer les distributions de la température dans le fluide, le combustible et la gaine. La figure 1.10 illustre les distributions axiales de la température dans le fluide ( $T_f$ ), sur la surface externe de la gaine ( $T_g$ ), sur la surface externe du combustible ( $T_c$ ) et au centre du combustible ( $T_{c0}$ ), suivant le long du canal.

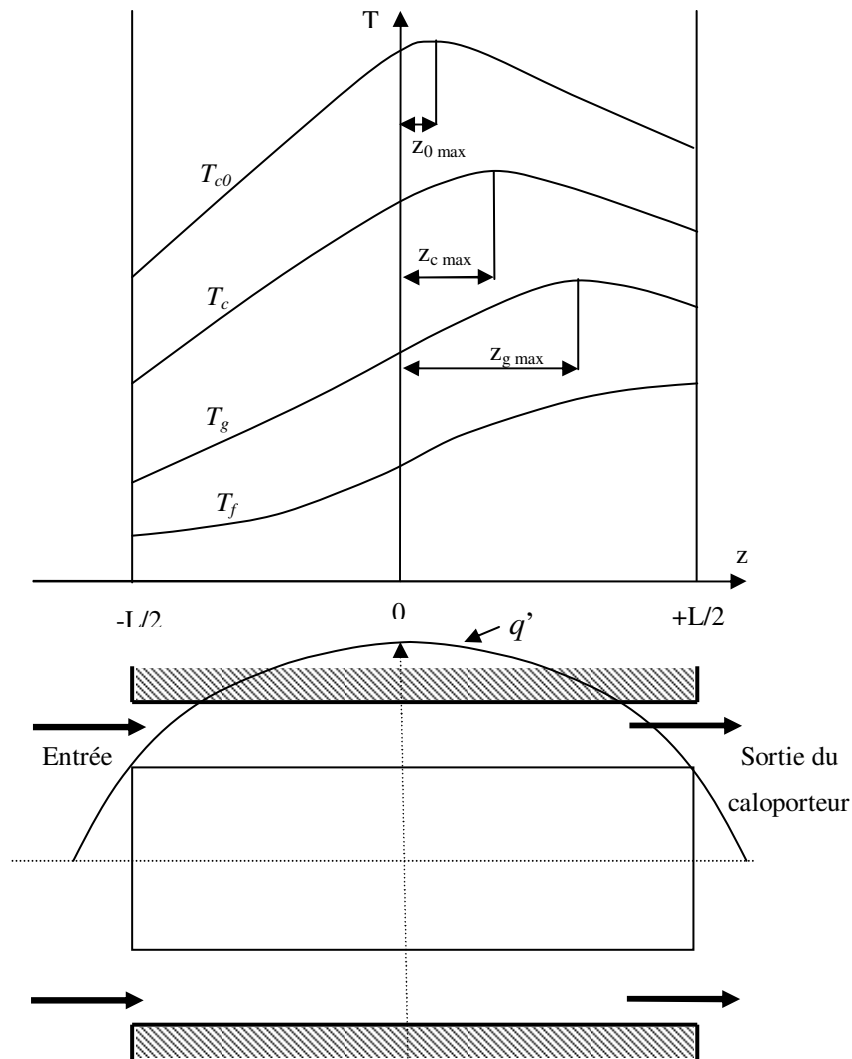


Figure 1.10 : Distributions axiales de la température.

Les termes  $z_{g \max}$ ,  $z_{c \max}$  et  $z_{0 \max}$  désignent respectivement la localisation axiale de la température maximale sur la surface externe de la gaine, du combustible et au centre du combustible.  $q'$  est le flux de chaleur linéique et  $L$  est la longueur du canal. Sur cette figure, on observe que la température du fluide croît continuellement depuis l'entrée jusqu'à la sortie. Par contre, les températures à la surface de la gaine et du combustible ainsi que la température au centre du combustible augmentent le long du canal et atteignent des valeurs maximales dans la seconde moitié du canal, au-delà du plan médian.

La connaissance des températures de la gaine ainsi qu'au centre du combustible est importante car celles-ci permettent, avec le flux de chaleur critique, de déterminer la chaleur maximale qui peut être générée dans l'élément de combustible. En effet, l'intensité du flux de chaleur a un effet sur la sûreté du réacteur et sur le mode de refroidissement de la gaine du combustible par le caloporteur. La figure 1.11 montre les variations du flux de chaleur en fonction de la température de la gaine du combustible et du caloporteur.

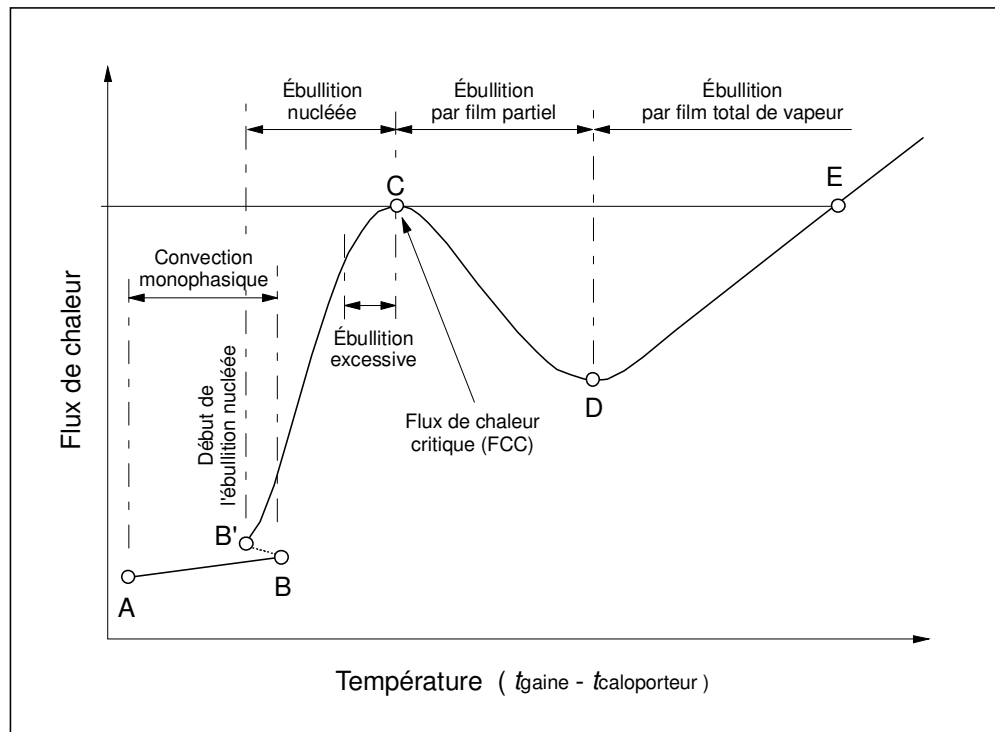


Figure 1.11 : Flux thermique en fonction des températures.

Si le flux thermique est peu élevé, le fluide caloporteur est sous-refroidi et la chaleur est évacuée par convection forcée monophasique (A-B). Avec l'augmentation de la puissance, le flux thermique s'accroît tout comme la température de la gaine. Avec l'augmentation de la température, on observe l'apparition de l'ébullition nucléée (B-C), qui améliore le transfert de chaleur par convection. Le flux thermique maximal, appelé flux de chaleur critique, qui peut être évacué en condition d'ébullition nucléée est représenté au point (C). Passé ce point, même un faible accroissement du flux thermique engendrera un film de vapeur instable sur certaines parties de la gaine. L'ébullition nucléée ne se produit plus, on parle de vaporisation partielle (C-D). Dans ces conditions, moins de chaleur est transférée par convection et le combustible produit alors plus de chaleur que ne peut évacuer le fluide caloporteur. Les températures du combustible et de la gaine augmentent alors très rapidement et l'on atteint le point (D) où la gaine n'est plus en contact avec le caloporteur, mais est plutôt recouverte d'un film de vapeur. À partir de ce point, la vapeur en contact avec la gaine est surchauffée et évapore le liquide caloporteur avant que celui-ci ne perce le film et entre en contact avec la gaine. La chaleur est évacuée au prix de températures extrêmes pour le combustible et la gaine. Ces températures extrêmes peuvent provoquer la fusion de la pastille du combustible et endommager l'élément.

Pour des questions de sûreté nucléaire, on limite donc la température de l'échange thermique au niveau de la gaine du combustible. Dans le réacteur CANDU, le fluide caloporteur est sous pression (environ 10 MPa) à la température d'environ 265°C à l'entrée des canaux. Après avoir absorbé la chaleur du combustible, sa température s'élève à près de 310°C à la sortie. Ceci permet de maintenir la température de l'axe de l'élément de combustible entre 1900°C et 2000°C, alors que celle de sa gaine se situe entre 270°C et 330°C. Cela donne une bonne marge de sûreté avant un bris éventuel du combustible dont les pastilles d'UO<sub>2</sub> fondent pour environ 2840°C, et la gaine de zirconium pour environ 1760°C.

### **1.2.5 Le générateur de vapeur**

Un élément essentiel utilisé dans les installations nucléaires à eau pressurisée est le générateur de vapeur. Dans les conditions normales de fonctionnement de la centrale, le fluide caloporteur

transfère la chaleur du réacteur au circuit secondaire via le générateur de vapeur où de l'eau ordinaire sous pression est vaporisée. Le caloporteur du circuit primaire circule dans des faisceaux de tubes immergés dans le fluide du circuit secondaire. Tous les échanges de chaleur entre les fluides primaire et secondaire, à travers les parois des tubes, sont régis en chaque point par l'équation suivante :

$$q''_{GV} = \frac{dQ}{dA} = h(T_f - T_s) \quad (1.13)$$

où  $q''_{GV}$  est le flux thermique transmis,  $Q$  est la puissance thermique transmise,  $A$  est la surface d'échange,  $h$  est le coefficient d'échange entre les deux fluides,  $T_f$  est la température du fluide primaire (caloporteur) et  $T_s$  est la température du fluide secondaire.

En intégrant l'équation 1.13 sur l'ensemble de la surface d'échange, on obtient la relation suivante :

$$Q = hA\Delta T_m \quad (1.14)$$

où  $\Delta T_m$  désigne l'écart entre les températures moyennes au primaire et secondaire.

Nous avons montré dans les sections précédentes les mesures préconisées, notamment la limitation de la température d'échange thermique au niveau de la gaine de combustible, pour assurer un fonctionnement sécuritaire des réacteurs à eau pressurisée en général, et du réacteur CANDU en particulier. Cependant, en limitant la température d'échange thermique, cela implique de maintenir une faible différence de température du caloporteur entre l'entrée et la sortie du GV. Cet écart de température relativement faible fait que du côté secondaire, l'eau est faiblement vaporisée (titre de vapeur environ 14%) et n'est donc pratiquement pas surchauffée. Pour prévenir l'endommagement des turbines, la vapeur quittant le GV est d'abord séchée mécaniquement dans des séparateurs cyclones qui amènent le titre de la vapeur à environ 99,7%.



### 1.2.6 Cycle thermodynamique de la vapeur dans le circuit secondaire

La vapeur générée dans le GV est utilisée dans le circuit secondaire (ou boucle secondaire) où elle est détendue dans des turbines pour produire un travail mécanique. La figure 1.12 illustre le schéma simplifié d'un circuit secondaire avec ses principaux composants : un générateur de vapeur, des turbines haute-pression (HP) et basse-pression (BP), un séparateur d'humidité, un réchauffeur de vapeur, un condenseur, un régénérateur et des pompes. La vapeur provenant du GV est introduite dans la turbine où la chaleur latente de vaporisation qu'elle emmagasine est convertie en énergie mécanique dans la turbine haute pression. Cette conversion s'accompagne de la condensation de l'eau contenue dans la vapeur qui devient humide. Cette humidité peut causer une érosion excessive des lames de la turbine, c'est pourquoi on limite souvent le taux d'humidité à la sortie de la turbine à une valeur inférieure ou égale à 10%. Pour convertir d'avantage l'énergie thermique contenue dans la vapeur, cette humidité est d'abord retirée à l'aide de séparateur d'humidité, puis la vapeur traverse un réchauffeur qui augmente sa température, et donc, accroît la quantité du travail qu'elle pourra effectuer dans la turbine basse pression. Il faut noter que l'énergie du réchauffeur provient de la vapeur produite dans le GV.

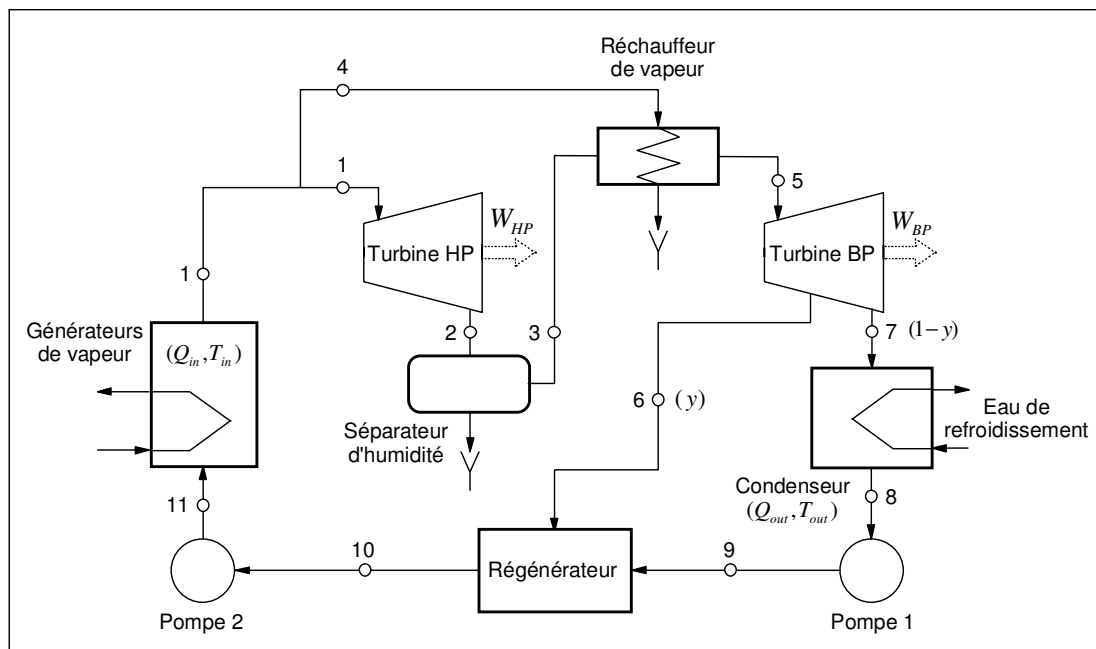


Figure 1.12 : Circuit de vapeur.

Pour améliorer le rendement thermique du cycle, un régénérateur qui est constitué d'un ou plusieurs échangeurs de chaleur montés en cascade est utilisé pour réchauffer l'eau d'alimentation du GV en prélevant une partie de la vapeur qui a déjà travaillé dans la turbine. Le cycle thermodynamique de la vapeur évoluant dans le circuit secondaire est illustré dans le diagramme température-entropie de la figure 1.13. Le rendement thermique des cycles thermodynamiques irréversibles est souvent comparé avec celui de Carnot ( $\eta_{Carnot}$ ). Le rendement mesure le rapport entre le travail produit et l'énergie thermique consommée. Selon le théorème de Carnot, ce rendement est maximal lorsque la production de travail à l'aide de deux sources, chaude et froide, se fait suivant des transformations thermodynamiques réversibles.

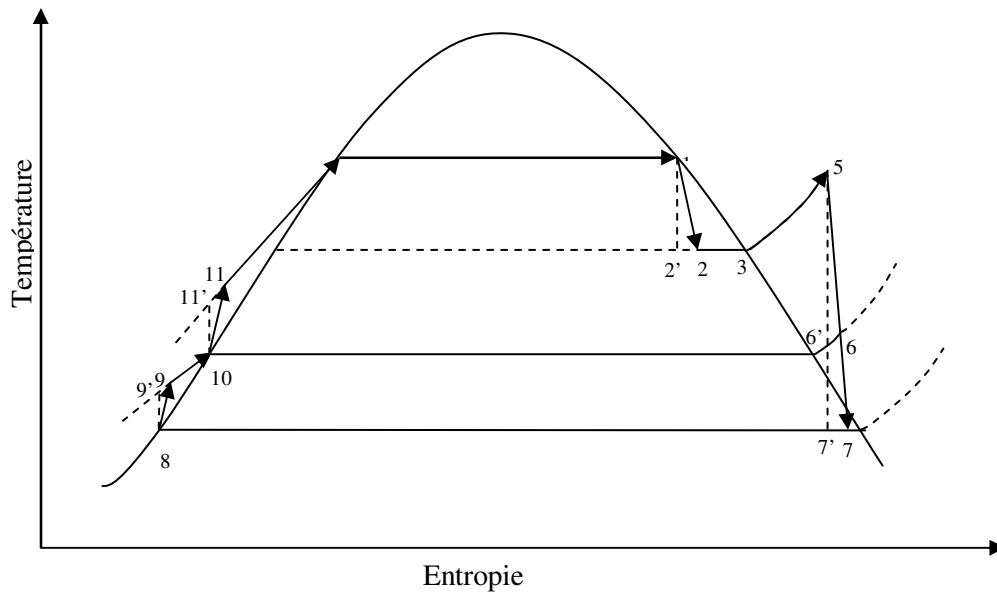


Figure 1.13 : Cycle thermodynamique de la vapeur.

Le rendement de Carnot est exprimé par l'équation suivante :

$$\eta_{Carnot} = \frac{Q_{in} - Q_{out}}{Q_{in}} = 1 - \frac{T_f}{T_c} \quad (1.15)$$

où  $Q_{in}$  est l'énergie thermique de la source chaude (générateur de vapeur) et  $Q_{out}$  est l'énergie thermique rejetée dans la source froide (condenseur).

Selon l'équation 1.15, la limite ne dépend que des températures absolues des sources chaudes ( $T_c$ ) et froides ( $T_f$ ), et donc indépendante de la technologie utilisée. Pour un cycle irréversible opérant entre les deux températures ( $T_f$  et  $T_c$ ), le rendement sera inférieur à celui donné par le cycle de Carnot (Granet et al., 2000). L'équation 1.15 indique clairement que pour améliorer le rendement, il est nécessaire d'accroître la température de la source chaude ou diminuer la température de la source froide. Cependant, la température de la source froide est généralement fixée et donc les changements interviennent au niveau de la source chaude. Dans les réacteurs CANDU (e.g. CANDU 6), la vapeur saturée a une température d'environ 250°C sous la pression de 4 MPa. Ce faible niveau de température conduit à un rendement thermique variant généralement entre 30 et 35%, ce qui est inférieur au rendement des centrales thermiques classiques utilisant de la vapeur surchauffée à haute température et haute pression (e.g., 600°C sous 30 MPa), dont le rendement peut atteindre 45% (Sacco, 2002).

### 1.2.7 Principe des calculs d'un cycle thermodynamique à vapeur

Considérons l'installation simple dont le schéma est présenté à la figure 1.12. Pour évaluer les performances du système, supposons que les rendements isentropiques des turbines BP et HP sont connus ( $\eta_{HP}$  et  $\eta_{BP}$ ), de même que ceux des pompes 1 et 2 ( $\eta_{P1}$  et  $\eta_{P2}$ ). On admettra également comme hypothèses que le sous-refroidissement à l'entrée des pompes est négligeable. En considérant que le fluide est incompressible dans les pompes, l'accroissement isentropique de l'enthalpie ( $h_{g'} - h_8$ ) au niveau de la pompe 1 peut être exprimé selon l'équation suivante :

$$h_{g'} - h_8 = v_8 (P_9 - P_8) \quad (1.16)$$

où  $v_8$  est le volume massique du fluide,  $P_9$  et  $P_8$  sont respectivement les pressions à la sortie et à l'entrée de la pompe. Ainsi le travail de la pompe 1 ( $W_{P1}$ ) peut être exprimé par la relation suivante :

$$W_{P1} = \frac{\dot{m}_8 (h_{g'} - h_8)}{\eta_{P1}} = \frac{v_8 (P_9 - P_8) \dot{m}_8}{\eta_{P1}} \quad (1.17)$$

En suivant le même principe de calcul, le travail de la pompe 2 est exprimé selon l'équation suivante :

$$W_{P2} = \frac{\dot{m}_{10}(h_{11'} - h_{10})}{\eta_{P2}} = \frac{v_{10}(P_{11} - P_{10})\dot{m}_{10}}{\eta_{P2}} \quad (1.18)$$

Au niveau du générateur de vapeur, l'apport d'énergie au fluide est :

$$Q_{in} = \dot{m}_{11}(h_1 - h_{11}) \quad (1.19)$$

où :

$$h_{11} = h_{10} + \frac{h_{11'} - h_{10}}{\eta_{P2}} \quad (1.20)$$

$$h_1 = f(P_1, x_1) \quad (1.21)$$

Le travail fourni par la turbine haute pression ( $W_{HP}$ ) est calculé en utilisant l'équation suivante :

$$W_{HP} = \eta_{HP}(h_1 - h_{2'})\dot{m}_1 \quad (1.22)$$

L'enthalpie  $h_{2'}$  peut être déterminée en connaissant l'entropie  $s_{2'}$  qui est identique à celle au point 1 ( $s_{2'} = s_1$ ). Ainsi on déduit la valeur de  $h_{2'}$  :

$$h_{2'} = f(P_2, s_{2'}) \quad (1.23)$$

L'expression du travail fourni par la turbine BP ( $W_{BP}$ ) est donnée par l'équation suivante :

$$W_{BP} = \dot{m}_5(h_5 - h_6) + \dot{m}_7(h_6 - h_7) \quad (1.24)$$

où :

$$h_6 = h_5 - \eta_{BP}(h_5 - h_{6'}) \quad (1.25)$$

$$h_7 = h_5 - \eta_{BP}(h_5 - h_{7'}) \quad (1.26)$$

Les enthalpies  $h_{6'}$  et  $h_{7'}$  sont déterminées en connaissant les entropies  $s_{6'}$  et  $s_{7'}$  dont les valeurs sont égales à l'entropie déterminée au point 5 :

$$s_{6'} = s_{7'} = s_5 \quad (1.27)$$

Ainsi, on détermine les valeurs de  $h_{6'}$  et  $h_{7'}$  :

$$h_{6'} = f(P_6, s_{6'}) \quad (1.28)$$

$$h_{7'} = f(P_7, s_{7'}) \quad (1.29)$$

On peut évaluer la puissance thermique rejetée dans le condenseur en utilisant l'équation suivante :

$$Q_{out} = \dot{m}_7 (h_7 - h_8) \quad (1.30)$$

En considérant que l'échange de chaleur par mélange dans le régénérateur se fait de façon adiabatique, le bilan d'énergie peut être effectué en utilisant l'équation suivante :

$$\dot{m}_6 h_6 + \dot{m}_9 h_9 = \dot{m}_{10} h_{10} \quad (1.31)$$

Les différents calculs présentés ci-dessus nous permettent d'évaluer finalement le rendement ( $\eta_{th}$ ) de la conversion de l'énergie dans le système. Le rendement thermique du système est le rapport entre le travail net fourni et l'énergie thermique consommée :

$$\eta_{th} = \frac{W_{net}}{Q_{in}} \quad (1.32)$$

où  $W_{net}$  est le travail total brut produit par les turbines, diminué de la puissance nécessaire au pompage :

$$W_{net} = (W_{HP} + W_{BP}) - (W_{P1} + W_{P2}) \quad (1.33)$$

Il faut noter que dans ces calculs nous supposons que les condensats issus du séparateur d'humidité et du réchauffeur sont introduits à la sortie du régénérateur.

### 1.3 Revue de la littérature sur l'optimisation des systèmes énergétiques

Plusieurs travaux ont été consacrés à l'optimisation des systèmes énergétiques en général, et des installations de puissance en particulier. En utilisant du combustible fossile comme énergie d'appoint pour la surchauffe de la vapeur dans la centrale nucléaire à eau pressurisée d'*Indian Point 1*, Lior (1997) a montré qu'il est possible d'accroître la puissance générée de 70%, le rendement d'au moins 16% et de réduire les coûts d'opération de 32% par rapport aux conditions de fonctionnement initial. Dans le cadre de cette même étude, des travaux ont été entrepris pour optimiser les soutirages de vapeur en vue d'accroître le rendement de l'installation. Cette

optimisation a été effectuée en utilisant la méthode du gradient conjugué, dont le principe est de suivre le chemin le long duquel la fonction objectif, ici l'efficacité exergétique, a le plus fort taux de croissance. Ce chemin est le gradient de l'efficacité exergétique en fonction du débit de vapeur du soutirage. Les résultats de l'optimisation concernant deux niveaux de température de la surchauffe (400 et 600 °C) ont montré, avec différents soutirages de la vapeur, qu'il est possible d'améliorer le rendement de 2% ou 0,94% respectivement pour les températures de surchauffe de 400 °C ou 600 °C. Dincer et al., (2001), ont étudié les effets de la surchauffe et la régénération sur le rendement thermique et l'efficacité exergétique d'un cycle à vapeur, en utilisant des méthodes d'analyses basées sur des feuilles de calcul Excel (Hughes, 1991). Ils ont considéré différents paramètres comme la température du générateur de vapeur ou sa pression, les fractions de soutirage de la vapeur et les irréversibilités. Ainsi, pour une pression donnée du générateur de vapeur, les calculs montrent que le rendement croît presque linéairement avec la température du GV. Par contre, la croissance de l'énergie en fonction de la pression pour une température donnée du GV est très faible. Dincer et al., (2001) ont analysé les effets des soutirages d'une turbine sur le rendement et ont ainsi relevé qu'en augmentant les fractions de vapeur soutirées pour la régénération, le rendement de même que l'efficacité exergétique diminuent. Ils suggèrent donc que le soutirage soit maintenu à un niveau aussi bas que possible. Mais cette conclusion semble contredire les effets recherchés par l'utilisation de la régénération. Sacco et al., (2002) ont également présenté des travaux d'optimisation des soutirages de la vapeur d'une turbine dans une centrale nucléaire à eau pressurisée afin d'augmenter le rendement du cycle. Dans leurs travaux, un outil d'optimisation basé sur les algorithmes génétiques, GENESIS (Greffentette, 1990) a été utilisé. Cet optimiseur a été couplé à un outil de modélisation et de simulation (PEPSE®), utilisé pour faire les bilans d'énergie dans les installations de puissance. En admettant des variations de 10% sur les différentes extractions par rapport aux valeurs dans les conditions de fonctionnement de référence, l'optimisation a permis d'obtenir une augmentation du rendement de 0,2%, ce qui représente un gain économique de l'ordre de 1.000.000 \$ US/an. Valero et al., (1994) ont proposé le problème d'optimisation d'un système de cogénération pour la production d'électricité et de la vapeur. Ce problème nommé "CGAM" est un problème de test qui est beaucoup utilisé dans le cadre de la validation des algorithmes d'optimisation. Ainsi, en effectuant l'analyse thermo-économique du système, Valero et al., (1994) ont formulé un problème d'optimisation simple objectif qui combine l'efficacité exergétique avec les coûts d'opération et d'investissements. La

résolution de ce problème par les méthodes traditionnelles d'optimisation (e.g., méthode du gradient), permet de trouver une solution unique, correspondant au coût minimum global de l'installation. Plus tard, Toffolo et al., (2002) ont résolu ce problème, dans un contexte d'optimisation multi-objectif, c'est-à-dire, en considérant deux objectifs distincts : (a) maximiser l'efficacité exergetique, (b) minimiser le coût global. Un algorithme évolutif appelé "GeDEM" (Genetic Diversity Evaluation Method) a été utilisé pour résoudre ce problème qui a permis de trouver, non pas une solution unique, mais un ensemble de solutions qui réalisent des compromis sur les deux objectifs. Ceci offre ainsi au décideur toute une gamme de solutions optimales, lui permettant de choisir dans quelles conditions il peut faire fonctionner l'installation. Se basant sur les travaux de Toffolo et al., (2002), Lazzaretto et al., (2004) ont étendu l'optimisation du problème CGAM en incluant un troisième objectif, qui est d'ordre environnemental. L'objectif environnemental vise essentiellement à réduire les émissions polluantes (e.g.,  $\text{NO}_x$ ,  $\text{CO}_2$ , etc.) résultant du processus de conversion de l'énergie. Ainsi la troisième fonction objectif exprime l'impact environnemental en terme de coût total lié aux dommages causés par la pollution. Leyland (2002) dans ses travaux de thèse de doctorat a développé un algorithme évolutif appelé "QMOO" (Queueing multi-objective optimiser), destiné à l'optimisation des systèmes énergétiques industriels. Cet algorithme a été conçu pour tenir compte de la complexité des modèles des systèmes énergétiques, très longs à simuler. Koroneos et al., (2005) ont étudié la possibilité d'utiliser les sources d'énergie renouvelable de l'archipel du Dodécanèse, en combinaison avec les installations de puissance existantes utilisant le combustible fossile. Ces sources d'énergie renouvelable comprennent l'énergie solaire, l'énergie éolienne et l'énergie géothermique. Les études menées ont pour objectif d'optimiser la part de chaque source d'énergie dans la production de l'énergie électrique. Ainsi deux objectifs ont été considérés, à savoir, la minimisation des coûts de production de l'énergie et les émissions polluantes. Les résultats de l'optimisation ont permis de fixer la part de l'énergie solaire à 5%, de l'énergie éolienne à 43%, et 52% pour les installations existantes. Cette étude a montré que la construction de centrales géothermiques n'était pas rentable. Gosset et al., (2005) ont présenté une méthode utilisant le progiciel de simulation Thermoptim<sup>2</sup> pour concevoir des centrales à turbines à gaz à cycle combiné, couplé à un réacteur nucléaire à haute température. À l'aide d'une analyse

---

<sup>2</sup> <http://www.thermoptim.org>

exergétique rigoureuse, la méthode montre comment les contraintes industrielles et les considérations thermodynamiques peuvent interagir pour donner la structure du cycle optimal. Hongtao et al., (2006) ont développé un outil d'analyse des systèmes énergétiques complexes caractérisés par un grand nombre de paramètres techniques, économiques et environnementaux. La méthode a été appliquée pour l'optimisation d'une centrale de production d'énergie et les résultats ont montré les influences de la configuration et des variations des paramètres techniques sur l'évolution du rendement de l'installation. Les possibilités d'intégration optimale suivant différentes situations ont été révélées par le front de Pareto optimal, avec les résultats donnant des informations sur la relation entre les coûts de production de l'énergie et les émissions de CO<sub>2</sub>. Les auteurs Sefidi et al., (2006) ont mené des travaux sur l'optimisation des soutirages d'une turbine dans une installation de puissance de 368 MW. Leurs travaux utilisent une technique spéciale appelée CPEA (Combined pinch and exergy analysis) qui combine l'utilisation de la technologie de pincement thermique (Smith, 2005) et l'analyse exergétique. Cette technique permet de localiser les inefficacités dans un processus de transformation et d'évaluer les effets d'un changement du processus sur les performances du système. La technique a permis de déterminer les quantités optimales de vapeur à soutirer aux différents points de soutirage de la turbine, ce qui a permis d'accroître le rendement de 0,48% par rapport au fonctionnement de référence. La méthode est cependant très difficile à mettre en œuvre car elle requiert le tracé graphique des diagrammes des "courbe composite" et "grande courbe composite" (Smith, 2005) des courants chauds et froids du système, d'identifier le point de pincement thermique ainsi que la différence de température minimale au pincement ( $\Delta T_{\min}$ ). L'optimisation de la récupération d'énergie dans les procédés industriels a également fait l'objet d'études par plusieurs auteurs. Ainsi, Dipama et al., (2008) ont développé un algorithme d'optimisation évolutif pour concevoir des réseaux d'échangeur de chaleur, utilisés pour récupérer le maximum d'énergie dans les procédés industriels. Il permet de déterminer les besoins minimum en utilités chaudes et froides en utilisant l'approche non graphique appelée le "Problem Table Algorithm" (Smith, 2005). La connaissance de ces besoins minimaux en utilités permet alors de synthétiser le réseau d'échangeur de chaleur optimal. D'autres travaux ont également été entrepris par la suite pour développer un algorithme d'optimisation multi-objectif destiné au traitement des systèmes énergétiques (Dipama et al., 2009). Cet algorithme a été appliqué à l'optimisation de l'installation de puissance qui a été déjà traité par Sefidi et al., (2006). Contrairement à ces derniers,



l'optimisation multi-objectif a permis de trouver un front de Pareto qui regroupe l'ensemble des meilleures solutions de compromis pour une exploitation optimale de la centrale.

Les problèmes d'optimisation des systèmes énergétiques sont complexes car ce sont en général des problèmes très contraints, multi-variables et impliquent dans la plupart des cas des objectifs multiples et contradictoires à résoudre simultanément. Un problème multi-objectif est caractérisé, non pas par une solution unique, mais par un nombre de solutions qui réalisent des compromis sur les différents objectifs. Les méthodes traditionnelles d'optimisation qui sont utilisées pour résoudre les problèmes avec un seul objectif ne conviennent donc pas pour les problèmes multi-objectif. Plusieurs travaux sur les systèmes énergétiques présentés dans la littérature portent en général sur l'optimisation d'un seul objectif, qui peut être de nature économique ou énergétique (e.g., le rendement). Certains travaux ont cependant permis l'élaboration d'algorithmes d'optimisation qui sont capables de prendre en compte les problèmes multi-objectif. Cependant, les difficultés d'optimisation inhérentes à ces types de problèmes rendent les algorithmes souvent inefficaces et peu robustes. Ainsi, beaucoup de ces algorithmes sont efficaces pour résoudre un nombre limité de problèmes simples. Pour des problèmes complexes tels les centrales thermiques de puissance, les algorithmes d'optimisation présentent des difficultés à trouver les solutions sur tout le front de Pareto optimal.

Les travaux menés dans le cadre de cette thèse visent à développer une méthode d'optimisation qui soit robuste pour traiter tous les types de problèmes, sans limitation sur le nombre des objectifs, des variables ou des contraintes. L'algorithme d'optimisation qui a été développé peut être appliqué à tous les systèmes énergétiques complexes. En particulier dans le cadre de ce travail de recherche, il a été utilisé pour l'optimisation de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2.

## CHAPITRE 2    MÉTAHEURISTIQUES ET PROBLÈMES D'OPTIMISATION MULTI-OBJECTIF

L'optimisation multi-objectif permet de rechercher les valeurs des variables d'un problème qui maximisent ou minimisent un ou plusieurs fonctions objectif. Il peut s'agir par exemple de minimiser un coût de production, de rationaliser l'utilisation de ressources, d'améliorer les performances énergétiques d'un procédé industriel, etc. Elle procède donc par la définition au préalable des critères de qualité de la solution du problème, puis l'algorithme d'optimisation va résoudre le problème en cherchant les meilleures solutions en fonction de ces critères. Ainsi, la formulation du problème d'optimisation comporte les étapes suivantes :

- Exprimer les critères (ou fonctions) objectif d'optimalité
- Choisir les paramètres (ou variables) d'optimisation
- Définir un espace admissible pour les variables d'optimisation
- Définir les contraintes associées (impératives ou indicatives)

### 2.1 Formulation générale d'un problème d'optimisation multi-objectif

Un problème d'optimisation multi-objectif peut être formulé, d'une façon générale, selon les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
 & \text{Minimiser (ou maximiser)} \quad f_i(X) && i = 1, 2, \dots, m \\
 & \text{Soumis aux contraintes} \\
 & g_j(X) \geq 0 && j = 1, 2, \dots, q \\
 & h_k(X) = 0 && k = 1, 2, \dots, p
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

où  $m$  est le nombre de fonctions objectif,  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  est un vecteur de  $n$  variables de décision dont chaque variable  $x$  est définie dans les limites supérieure  $x_i^U$  et inférieure  $x_i^L$ . Les expressions  $g_j(X)$  et  $h_k(X)$  sont respectivement des contraintes d'inégalités et d'égalités.

Les fonctions objectif du problème d'optimisation forment un espace multidimensionnel appelé espace des fonctions objectif, en plus du traditionnel espace des variables de décision. Le schéma de la figure 2.1 illustre les deux espaces où, pour chaque solution  $X = (x_1, \dots, x_n)$  dans l'espace des variables de décision, il existe un point dans l'espace des fonctions objectif tel que  $F(X) = (f_1(X), f_2(X), \dots, f_m(X))$ .

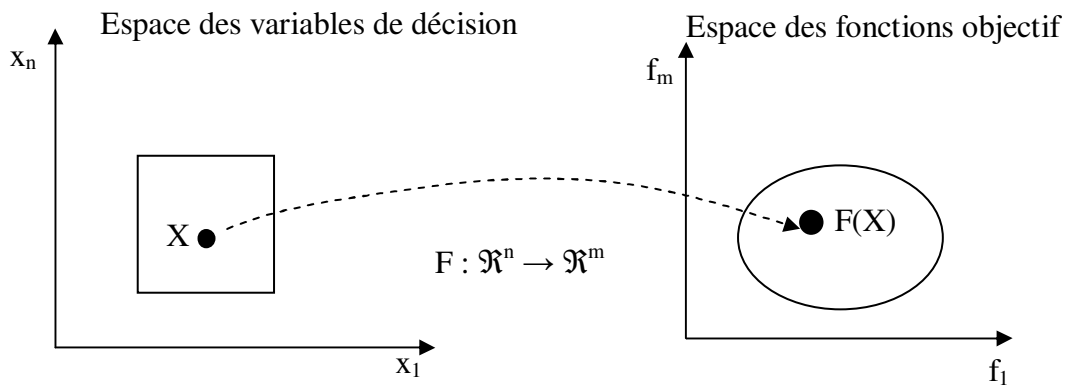


Figure 2.1 : Représentation d'un problème multi-objectif.

La recherche de la solution optimale pour un problème d'optimisation multi-objectif soulève quelques réflexions par rapport à la notion même de l'*optimalité*. En effet, il est impossible de trouver une solution optimale unique pour un problème multi-objectif, car il n'y a aucune combinaison des variables de décisions qui minimise (ou maximise) toutes les composantes du vecteur  $F$  simultanément. Les problèmes multi-objectif ont en général un ensemble de solutions optimales dont les valeurs des fonctions sont en fait les meilleurs compromis possibles dans l'espace des fonctions objectif. Il faut donc utiliser une autre définition de la "*meilleure solution*", afin de déterminer exactement quelle solution peut être considérée meilleure par rapport à une autre. Le concept de "*l'optimalité de Pareto*" (Pareto, 1896) est ainsi utilisé pour établir une hiérarchie entre les solutions d'un problème multi-objectif en vue de déterminer si une solution appartient réellement à l'ensemble des meilleurs compromis.

## 2.2 Notions de dominance et optimalité de Pareto

Pour mieux comprendre le concept de l'optimalité de Pareto, introduisons d'abord la notion de "*dominance de Pareto*". Soit deux vecteurs  $U$  et  $V$  dans l'espace des fonctions objectif où un problème de minimisation est considéré. On dit que le vecteur  $U = (u_1, u_2, \dots, u_m)$  domine le vecteur  $V = (v_1, v_2, \dots, v_m)$ , si et seulement si toutes les composantes de  $U$  sont inférieures ou égales à celles correspondantes dans  $V$ , et au moins une composante de  $U$  est strictement inférieure à celle correspondante dans  $V$ . Le principe de la dominance de Pareto est illustré à la figure 2.2. Une solution  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  d'un problème multi-objectif est dite "*Pareto optimale*" par rapport à l'espace entier des variables de décision si et seulement s'il n'existe aucune autre solution  $X' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_n)$  telle que la fonction  $F(X') = (f_1(X'), f_2(X'), \dots, f_m(X'))$  domine  $F(X) = (f_1(X), f_2(X), \dots, f_m(X))$ . L'ensemble des solutions optimales est appelé "*ensemble Pareto optimal*", et l'ensemble des valeurs des fonctions objectif correspondantes dans l'espace des fonctions objectif est appelé "*front de Pareto*". Selon les problèmes à traiter, le front de Pareto peut avoir une configuration très complexe (e.g., continuité, discontinuité, convexité, disjonction etc.).

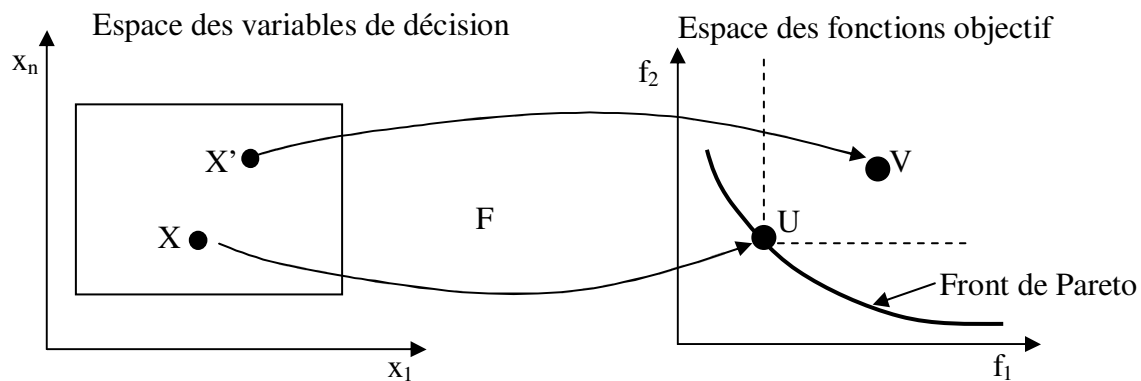


Figure 2.2 : Dominance de Pareto et optimalité de Pareto.

Dans le contexte de l'optimisation multi-objectif, on vise en général : (a) à trouver l'ensemble des solutions Pareto optimales, c'est-à-dire celles qui couvrent tout le front de Pareto; (b) à s'assurer que les solutions soient suffisamment différentes les unes des autres et qu'elles ne soient pas biaisées en favorisant un objectif particulier. Les méthodes traditionnelles d'optimisation

présentent beaucoup de lacunes en résolvant un problème multi-objectif à cause des raisons principales suivantes :

- Elles sont incapables de trouver l'ensemble des solutions en une seule exécution de l'algorithme d'optimisation, qui doit alors être exécuté plusieurs fois pour trouver autant de solutions Pareto optimales recherchées;
- L'ensemble des solutions trouvées en suivant cette procédure ne garantit pas que les solutions trouvées soient différentes les unes des autres;
- Elles sont incapables de traiter des problèmes ayant plusieurs solutions optimales (par exemple la méthode d'agrégation des fonctions objectifs)

Résoudre un problème d'optimisation multi-objectif peut donc s'avérer long et fastidieux si des méthodes appropriées ne sont pas mises en œuvre. En milieu industriel où les problèmes d'optimisation sont très complexes (e.g., multiples objectifs, plusieurs variables et contraintes, non-linéarités), le temps de recherche des solutions optimales devient également un facteur important à prendre en compte. C'est ainsi que des "*métaheuristiques*" sont généralement utilisées pour résoudre ces types de problèmes, en recherchant, à défaut de trouver l'optimum global, à se rapprocher aussi près que possible de ce dernier, en faisant un compromis avec le temps de calcul.

### **2.3 Les métaheuristiques : Définition et principe**

Le mot métaheuristique est dérivé de deux mots grecs, *méta* qui signifie au-delà, dans un niveau supérieur, et *heuristique* qui signifie l'art d'inventer, de faire des découvertes. La décomposition étymologique du mot permet ainsi de comprendre son sens : une heuristique qui permet de trouver d'autres heuristiques, qui favorise l'émergence. Pour rappel, les heuristiques sont des règles empiriques simples qui ne se basent pas sur des analyses scientifiques parfois complexes, mais sur l'expérience et les relations accumulées au fil des résultats. Ces règles utilisent donc simplement les résultats passés afin d'optimiser les recherches futures en examinant d'abord les cas les plus plausibles (Ibrahim et al., 1996, Thomas, 1998). Plus simplement on dira que les métaheuristiques forment une famille d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre des

problèmes d'optimisation difficile, souvent issus du domaine de la recherche opérationnelle, de l'ingénierie ou de l'intelligence artificielle (Faure et al., 1974). Elles sont apparues au début des années 1980 avec pour objectifs de s'attaquer aux problèmes d'optimisation difficile pour lesquels on ne connaît pas de méthodes d'optimisation classiques plus efficaces.

Les métaheuristiques sont des algorithmes stochastiques itératifs qui utilisent alternativement des phases d'exploitation, d'exploration et d'apprentissage (mémorisation) pour rechercher la solution optimale. Elles partent en général d'une solution arbitraire, puis progressent dans la recherche jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt spécifié soit atteint. Elles visent à converger vers ce qu'on appelle la *niche* de l'optimum global (i.e., une sous-population similaire dans le voisinage de la solution optimale), sans prétendre pour autant d'atteindre l'optimum global. Ces algorithmes essaient donc de trouver une approximation de la meilleure solution. La qualité de la solution obtenue résulte donc d'un compromis avec le temps de calcul. Pour améliorer l'efficacité de la recherche, des méthodes déterministes sont souvent utilisées pour générer des solutions de base servant à l'initialisation des algorithmes métaheuristiques. Un des avantages bien connu des métaheuristiques est leur capacité à résoudre les problèmes sans connaissance a priori des formulations mathématiques de ces derniers. En pratique, il suffit de pouvoir associer à une ou plusieurs variables la valeur d'une fonction donnée, comme par exemple le résultat d'une simulation. Cela est bien différent des méthodes déterministes (e.g., méthode du gradient) qui sont essentiellement basées sur le calcul ou l'approximation des dérivées.

## 2.4 Exemples d'algorithmes métaheuristiques

Il existe plusieurs métaheuristiques répertoriées dans la littérature (Ghedira, 2007) qui ne peuvent cependant toutes être citées dans ce document. Pour introduire le lecteur aux algorithmes métaheuristiques, nous présenterons deux exemples de métaheuristiques, à savoir le *recuit simulé* et les *algorithmes génétiques* qui sont largement utilisées.

### 2.4.1 Algorithme du recuit simulé

L'utilisation d'un algorithme de type gradient pour minimiser une fonction  $f$  non convexe peut donner des résultats non satisfaisants. Le point de départ pour la recherche de la solution peut beaucoup influencer la convergence de l'algorithme vers le minimum global. En effet, l'algorithme est d'autant plus susceptible de rester bloqué dans un minimum local si la fonction possède plusieurs optima locaux. Cette difficulté est illustrée dans la figure 2.3.

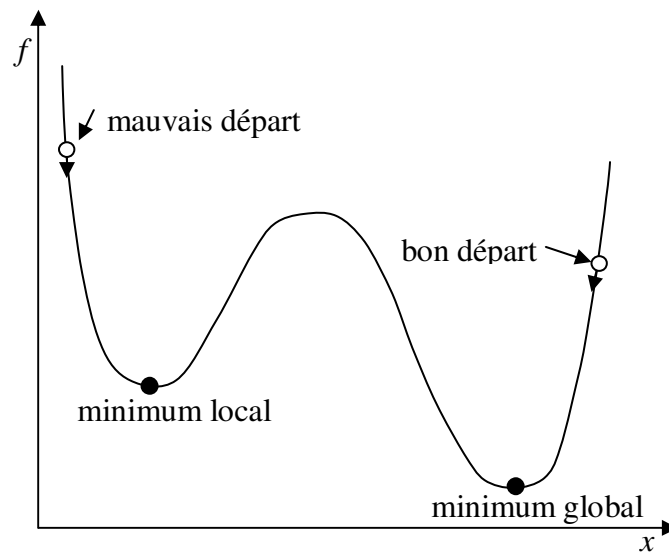


Figure 2.3 : Minimum local et global d'une fonction.

Pour éviter de rester bloqué par un optimum local, l'algorithme du recuit simulé adopte une stratégie consistant à effectuer une exploration aléatoire de l'espace de la fonction en favorisant les descentes sans toutefois interdire formellement les remontées dans un cas de minimisation. Le principe de la recherche de la solution optimale par le recuit simulé est illustré par le diagramme de la figure 2.4. Le recuit simulé est basé sur l'algorithme de Métropolis et al. (1953) qui permet de décrire l'évolution d'un système thermodynamique. Le lien entre cet algorithme et les problèmes d'optimisation a été proposé pour la première fois par Pincus (1970), mais c'est Kirkpatrick et al., (1983), puis Černý (1985) dans des travaux distincts qui sont à la base de la forme moderne de l'algorithme du recuit simulé. Cet algorithme s'inspire du processus de traitement des matériaux dans le domaine de la métallurgie. Ce processus alterne des cycles de refroidissement lent et de réchauffage qui tendent à minimiser l'énergie résiduelle du matériau.

Par analogie avec le processus métallurgique, la fonction  $f$  à minimiser est l'équivalent de l'énergie  $E$  du système.

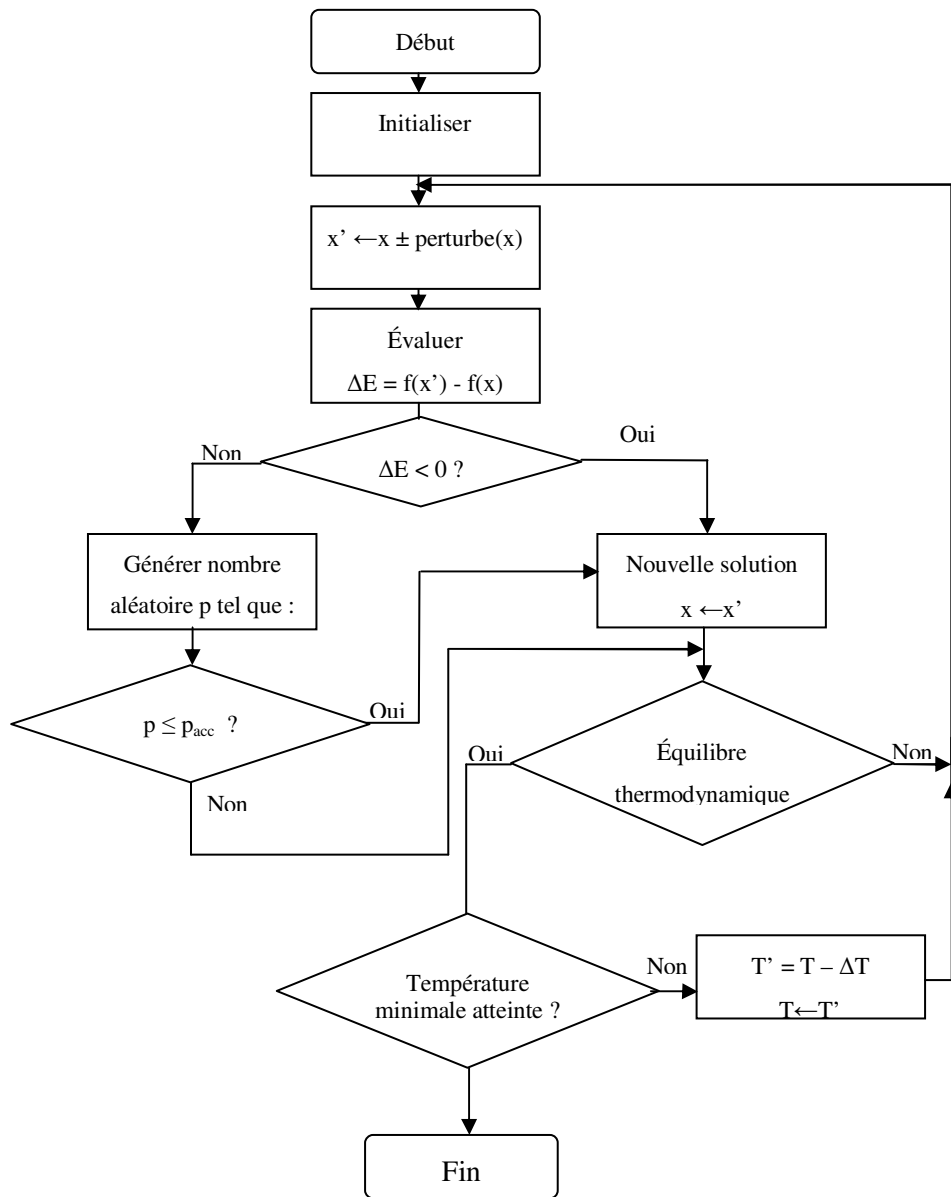


Figure 2.4 : Algorithme du recuit simulé.

Pour simuler la température, on introduit le paramètre de contrôle  $T$ , et on fixe une température initiale très élevée  $T_0$ . L'initiation de la recherche commence par la génération d'une solution arbitraire  $x$  dans l'espace des solutions. À cette solution correspond un niveau



d'énergie  $E = f(x)$ . Suivant un processus itératif, on modifie légèrement à chaque fois la valeur de la solution courante  $x$  qui devient  $x'$ . Cette modification entraîne une variation de l'énergie du système telle que :

$$\Delta E = f(x') - f(x) \quad (2.2)$$

Si la variation de ( $\Delta E$ ) est négative (i.e, diminution de l'énergie du système), alors la solution est acceptée. Par contre si ( $\Delta E$ ) est positif (i.e, augmentation de l'énergie du système), la solution ne peut être acceptée qu'après une évaluation de la probabilité ( $p_{acc}$ ) définie par l'équation suivante :

$$p_{acc} = \exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) \quad (2.3)$$

En modifiant légèrement la valeur de la solution à chaque itération et en évaluant la variation de l'énergie du système, celui-ci finit par atteindre un certain équilibre thermodynamique. On diminue alors la température de contrôle ( $T = T - \Delta T$ ) (i.e., passage à un nouveau palier) que l'on garde constant et l'on reprend les modifications successives de la solution pour atteindre un nouvel équilibre thermodynamique. On répète ainsi la procédure jusqu'à ce que la température de contrôle atteigne un niveau très bas (i.e.,  $T$  tend vers zéro) et que le système n'évolue plus. Il faut noter que la température de contrôle joue un rôle primordial dans cet algorithme. À haute température (i.e,  $T$  tend vers l'infini),  $p_{acc}$  se rapproche de la valeur 1 et ( $p_{acc}$ ) converge vers une probabilité uniforme sur le domaine ainsi défini. Le système est alors libre de se déplacer dans tout l'espace des solutions et de choisir même des solutions qui ne minimisent pas forcément l'énergie. À basse température (i.e,  $T$  tend vers zéro), seules les perturbations baissant le niveau d'énergie sont acceptées, mais d'autres peuvent aussi être acceptées en fonction de la valeur de  $p_{acc}$ , empêchant ainsi l'algorithme de rester piégé dans un minimum local. Ainsi, plus le processus de recherche des solutions est avancé, moins on est prêt à accepter une solution non performante, ou alors elle ne doit pas être trop coûteuse. Par contre au début, l'acceptation des solutions moins performantes permettra de mieux explorer tout l'espace des solutions et par là-même, d'accroître les chances d'approcher le minimum global. Il faut noter cependant qu'une forte décroissance de la température risque de piéger l'algorithme dans un minimum local, tandis qu'une faible décroissance au début du processus entraîne une convergence très lente de

l'algorithme. Le recuit simulé a un fort potentiel de trouver de bonnes solutions, en plus d'être robuste, c'est-à-dire que la solution finale ne dépend pas exclusivement de la solution de départ. Les principaux inconvénients du recuit simulé résident dans le choix des nombreux paramètres de réglage, tels que la température initiale, la loi de décroissance de la température, les critères d'arrêt ou la longueur des paliers de température.

## 2.4.2 Algorithmes génétiques

Un algorithme génétique (AG) est une métaheuristique qui manipule une population de solutions potentielles à la fois. Le mode de fonctionnement d'un AG est calqué sur les principes biologiques de la sélection naturelle et de la survie des individus les mieux adaptés à l'environnement (Darwin, 1876). La sélection naturelle est basée sur l'idée que les modifications des générations successives sont orientées par les pressions extérieures auxquelles sont soumises les espèces (e.g., la limitation des ressources, les modifications de l'environnement, les prédateurs et parasites, etc.). Il en résulte que les individus les mieux adaptés à l'environnement tendent à survivre plus longtemps et à se reproduire plus fréquemment. S'inspirant ainsi de ce mécanisme, Holland (1975) a posé les bases de la technique d'optimisation appelée "*algorithmes génétiques*". Mais c'est Goldberg (1989) qui, par la suite s'est investi dans l'étude des AG et a développé la forme actuelle que nous connaissons.

Le vocabulaire employé par les AG est directement calqué sur celui de la théorie de l'évolution et de la génétique. Ainsi les termes comme *individu*, *population*, *gène*, *chromosome*, *parent*, *enfant*, *reproduction*, *croisement* et *mutation* sont utilisés. Dans le vocabulaire des AG, l'environnement se rapporte à l'espace de recherche qui définit l'ensemble des configurations possibles des paramètres de la fonction à optimiser. Un individu dans cet environnement est une configuration possible des paramètres. Un ensemble d'individus forme une population. Chaque individu peut être représenté par un chromosome qui est composé d'une chaîne de gènes contenant les caractéristiques génétiques de cet individu. Le gène étant la partie élémentaire d'un chromosome représente un trait de caractère ou une fonction particulière. La capacité d'adaptation d'un individu à l'environnement est matérialisée par la mesure de la performance de l'individu à

travers la fonction à optimiser (ou fonction d'adaptation ou "*fitness*" en terminologie anglo-saxonne). Les algorithmes génétiques manipulent en général un codage des solutions et non les solutions elles-mêmes. La première étape dans la mise en œuvre des AG consiste donc à définir et à coder convenablement les variables du problème. À chaque variable  $x_i$  du problème à optimiser correspond un gène défini par une séquence de symboles (e.g., nombres binaires, entiers ou réels, etc.) dépendant avant tout du type de problème à traiter. Un ensemble de gènes (i.e., les variables du problème) forme un chromosome. La figure 2.5 illustre un exemple de codage binaire (e.g., codage sur 8 bits) d'un chromosome dont les variables sont définies dans les domaines suivants :

$$x_1 \in [0, 2]; x_2 \in [3, 5]; x_3 \in [0, 1]; x_4 \in [0, 5]; x_5 \in [1, 2].$$

Le principe du codage en passant des valeurs réelles en nombres binaires ou vice versa est expliqué par Dipama et al., (2008).

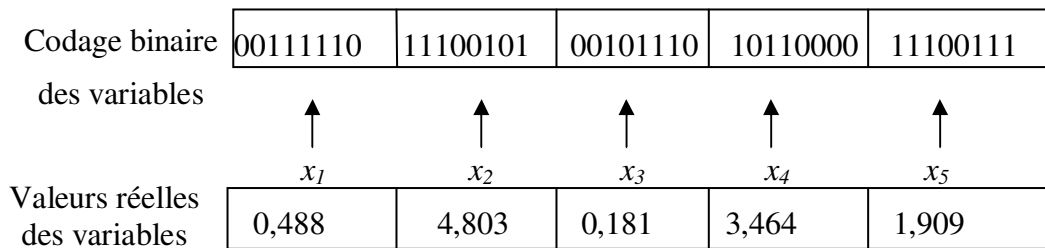


Figure 2.5 : Codage binaire des variables.

Des travaux ont démontré que dans le domaine de l'optimisation continue, le codage réel offre plus de performance que le codage binaire (Eshelman et al., 1993; Michalewicz, 1996). Le chromosome dans le codage réel est un vecteur de nombres réels, où chaque gène représente une variable du problème. Les valeurs possibles des gènes sont contenues dans l'intervalle défini par les variables qu'ils représentent, et les opérateurs génétiques doivent tenir compte de cette contrainte. La figure 2.6 présente un exemple de codage réel des variables. Le codage réel permet d'exploiter la gradualité des fonctions qui utilisent des variables continues, c'est-à-dire qu'une légère variation des variables se traduit par une légère variation de la fonction. Le raffinement des solutions est ainsi facilité par rapport au codage binaire.

	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$
Valeurs réelles des variables	1,22	4,51	0,905	3,46	4,55

Figure 2.6 : Codage réel des variables.

Les AG utilisent principalement trois types d'opérateurs génétiques qui sont le "*croisement*", la "*mutation*" et la "*sélection*". Ces opérateurs sont appliqués aux individus de la population avec l'espoir d'améliorer leurs caractéristiques génétiques et de les amener à s'adapter à leur environnement.

#### a) Le croisement

De façon classique, le croisement s'opère à partir de deux parents pour générer deux enfants, en espérant que les enfants seront meilleurs que les parents si les bons caractères génétiques de ces derniers sont combinés. Il permet en fait d'exploiter les solutions courantes lors de la recherche. La figure 2.7 montre un exemple de croisement de deux parents codés en binaire. Un site de croisement est déterminé aléatoirement dans le chromosome des deux parents et deux nouveaux chromosomes enfants sont alors créés en échangeant tous les bits compris dans les portions avant le site de croisement.

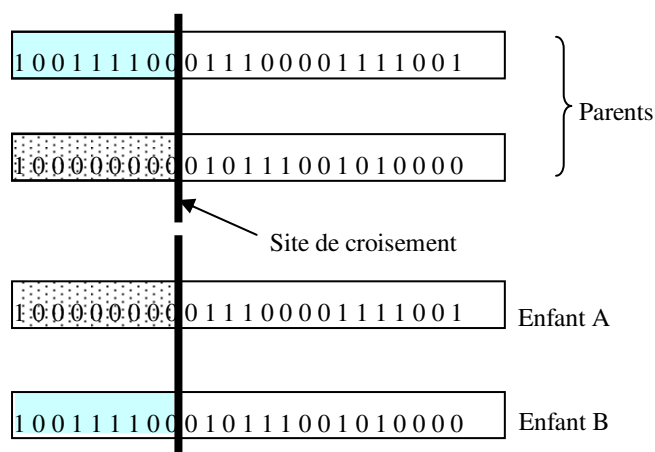


Figure 2.7 : Croisement de deux parents.

L'application du croisement s'effectue suivant la probabilité ( $p_c$ ) définie par l'utilisateur, et qui indique si deux parents sélectionnés aléatoirement subiront le croisement.

### b) La mutation

Elle est généralement appliquée après le croisement des parents et aide à fournir de nouvelles caractéristiques génétiques, difficiles à obtenir par le seul opérateur de croisement. La figure 2.8 illustre le principe de la mutation d'un gène.

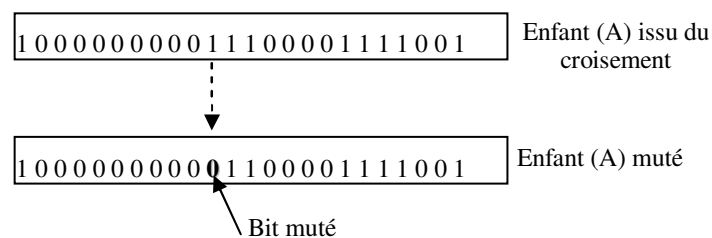


Figure 2.8 : Mutation d'un gène.

Elle consiste à altérer un ou plusieurs gènes du chromosome d'un enfant donné, introduisant de ce fait une diversité dans la structure de la population. Cet opérateur permet ainsi l'exploration de l'espace des solutions. Il est caractérisé par la probabilité de mutation ( $p_m$ ) qui détermine si un enfant doit subir une mutation.

### c) La sélection

La sélection des meilleurs individus pour former la nouvelle population est cruciale, car il requiert de définir la notion de "meilleur" pour chaque problème donné. Pour les AG classiques, cette notion est généralement liée la valeur de la fonction d'adaptation (Bäck, 1996). Les individus qui sont sélectionnés pour former la nouvelle génération le sont donc en fonction de leur adaptation (ou *fitness*). Ainsi, un individu a d'autant plus de chance d'être sélectionné qu'il présente une performance élevée. Deux éléments guident le processus d'évolution de la population dans les AG (Michalewicz, 1996). Il s'agit de la pression de sélection et de la diversité de la population. La pression de sélection définit en quelque sorte le degré d'adaptation que doit

avoir un chromosome pour être sélectionné comme une solution prometteuse. La diversité de la population se mesure par la similitude des gènes des chromosomes. Plus la population comporte des chromosomes qui se ressemblent, moins on explore l'espace des solutions. Ces deux facteurs sont intimement liés car l'augmentation de la pression de sélection entraîne la diminution de la diversité génétique de la population et vice versa. En d'autres termes, une forte pression de sélection peut entraîner une convergence prématurée vers une solution non optimale tandis qu'une pression de sélection faible rendra la recherche de la solution aléatoire et inefficace. Plusieurs techniques de sélection sont proposées dans la littérature, dont entre autres les méthodes de la *roue biaisée*, de *Boltzmann*, du *tournoi*, etc. (Vajda et al., 2008). Le principe de fonctionnement d'un AG est illustré par le diagramme de la figure 2.9.

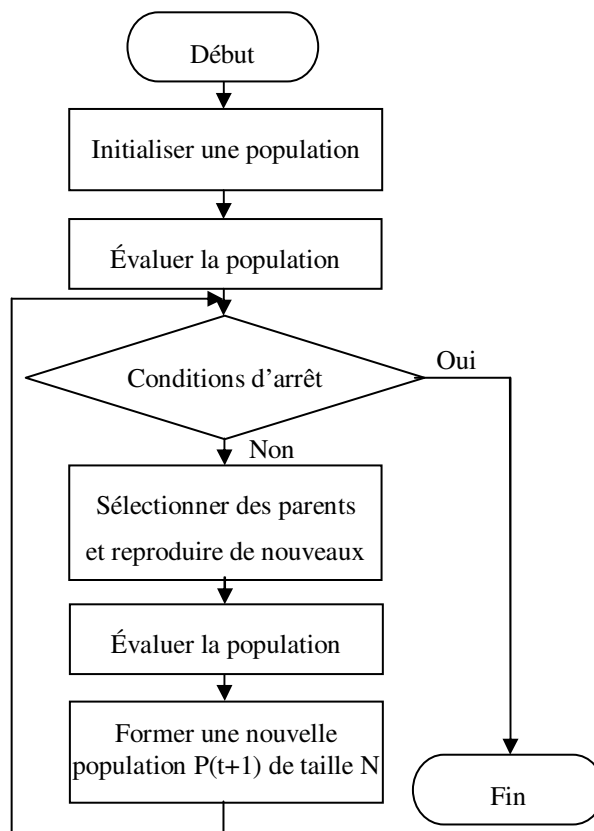


Figure 2.9 : Algorithme génétique.

Il part d'une population initiale générée aléatoirement, où chaque individu de la population représente une solution possible du problème. À chaque génération (ou itération), les meilleurs

individus sont sélectionnés pour former le bassin des parents reproducteurs. Des tirages au sort sont effectués pour sélectionner aléatoirement les parents deux à deux, à qui on applique l'opérateur de croisement pour créer des enfants. De temps en temps les gènes de certains enfants subissent une mutation contribuant ainsi à une diversification du bassin génétique de la population. Les enfants générés à la suite du croisement des parents seront utilisés pour constituer une nouvelle population et le cycle recommence. Le cycle est arrêté quand le critère d'arrêt spécifié est atteint (e.g., le nombre de générations, la faible variation de la fonction objectif pendant plusieurs génération, etc.). Les AG utilisent aussi un concept très important appelé "*l'élitisme*" (Goldberg, 1989), qui consiste à garder un échantillon des gènes des meilleurs individus afin de se prémunir contre toute détérioration que pourrait engendrer le croisement ou la mutation. Les AG offrent une approche alternative aux méthodes traditionnelles d'optimisation. Ils font partie de la classe d'algorithmes appelés "*algorithmes évolutifs*" qui regroupe aussi les "*stratégies évolutives*" et la "*programmation évolutive*" (Back et Schwefel, 1993). Nous emploierons dans le reste du document le terme algorithme évolutif pour désigner les algorithmes inspirés des algorithmes génétiques. Dans le chapitre nous aborderons les algorithmes évolutifs et présenterons quelques uns d'entre eux.

## CHAPITRE 3 ALGORITHMES ÉVOLUTIFS MULTI-OBJECTIF

Les algorithmes évolutifs utilisent une procédure d'optimisation basée sur l'emploi d'une population de solutions possibles au problème donné, en vue de rechercher la solution optimale. C'est pourquoi ils conviennent parfaitement pour traiter les problèmes d'optimisation multi-objectif qui sont caractérisés, non pas par une solution unique, mais par un ensemble de solutions optimales, appelées solutions Pareto optimales. Nous présenterons dans ce chapitre la structure générale des algorithmes évolutifs multi-objectifs et les différentes techniques employées pour améliorer la convergence des solutions vers le front optimal de Pareto, ainsi que la diversité dans la population.

### 3.1 Structure générale d'un algorithme évolutif

Laumanns et al., (2000) ont proposé un modèle unifié pour les algorithmes évolutifs. Ce modèle qui permet d'avoir une meilleure compréhension de la structure générale de ces algorithmes est présenté à la figure 3.1. La description du diagramme correspond à celle déjà faite au chapitre 2 : L'algorithme commence par la génération aléatoire d'une population de solutions. Des opérateurs de croisement, de mutation et de sélection sont utilisés pour créer d'autres populations dans les générations suivantes. Les individus dans la population subissent à chaque génération une évaluation de leurs performances, et sont ainsi classés, chacun par rapport au reste des membres de la population. Ce classement est fait en utilisant le concept de dominance de Pareto. Par la suite, une sélection des meilleurs individus est effectuée en vue de constituer une population auxiliaire appelée "*archive*". La sélection des parents pour assurer la reproduction se fait à partir de la population de l'archive et de celle de la génération courante. L'archivage correspond au concept d'élitisme utilisé par les AG. Il permet de conserver une copie des meilleurs individus (i.e., les solutions non-dominées). La part de la population de l'archive qui participe à la reproduction est caractérisée par le coefficient ( $\alpha$ ). L'*actualisation* de l'archive permet sa mise à jour en intégrant de nouvelles solutions non dominées et en excluant en partie ou en totalité celles qui sont devenues dominées. L'opérateur de "*troncature*" permet de faire face à la limitation des ressources informatiques (espace mémoire disponible) en fixant la taille de l'archive. Afin de



disposer d'une population aussi diversifiée que possible, des techniques de diversification (Goldberg et al., 1987) sont utilisées lors de l'archivage et la sélection.

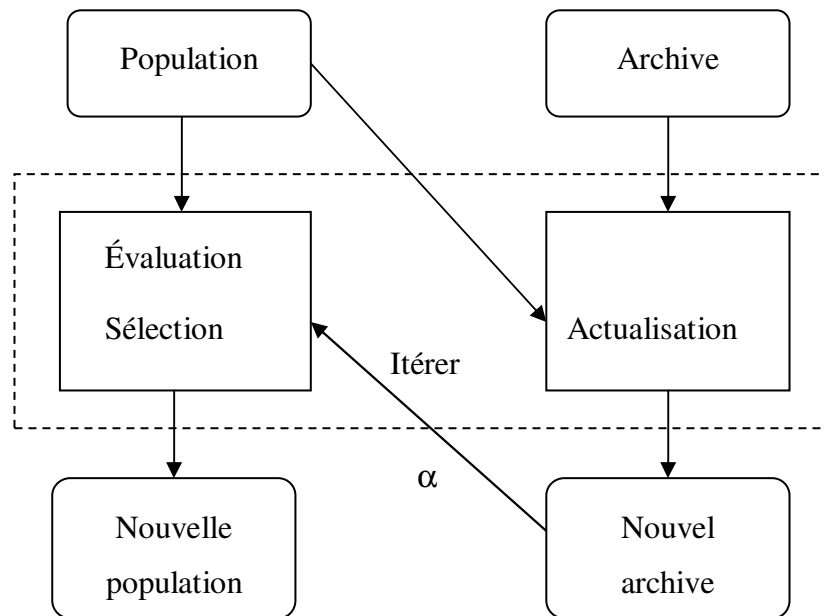


Figure 3.1 : Modèle unifié des algorithmes évolutifs.

La robustesse des algorithmes évolutifs multi-objectif est caractérisée selon leurs capacités à assurer la convergence des solutions et à maintenir une diversité dans la population. Ainsi plusieurs mécanismes sont proposés dans la littérature pour améliorer la convergence des solutions et le maintien d'une diversité dans la population. Nous présenterons dans les sections qui suivent, quelques uns de ces mécanismes.

### 3.2 Caractéristiques des algorithmes évolutifs

Les algorithmes d'optimisation multi-objectif actuels ont besoin, en général, de classer les individus de la population par groupes d'importance, afin de pouvoir faire plus facilement le choix des meilleurs individus qui aideront à approcher rapidement le front de Pareto (Benali et al., 2007 ). Plusieurs techniques de classement des individus ont été proposées dans la littérature,

dont nous présenterons quelques unes dans les paragraphes qui suivent, en considérant un problème de minimisation de deux fonctions objectif  $f_1$  et  $f_2$ .

### 3.2.1 Convergence des solutions

Goldberg (1989) a proposé une technique de classement qui donne une chance égale à toutes les solutions Pareto optimales d'être sélectionnées pour assurer la reproduction dans les générations suivantes. Un exemple de classement selon cette méthode est illustré à la figure 3.2.

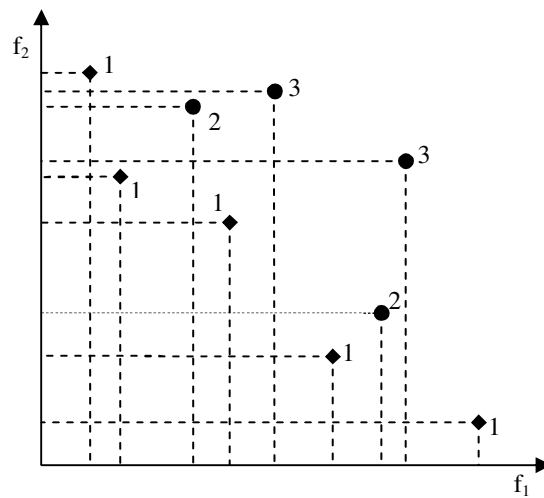


Figure 3.2 : Classement des solutions selon Goldberg.

La technique de classement est basée sur le concept de dominance de Pareto. Ainsi un premier groupe d'individus est classé suivant ce concept et forment alors un front de solutions non dominées. Les individus de ce groupe sont alors exclus du reste de la population qui subit un autre classement. Alors un second groupe de solutions non dominées est trouvé et les membres de ce groupe sont à leur tour exclus de la population. Le processus de classement se poursuit ainsi à chaque fois avec la population restante jusqu'à ce que toutes les solutions soient classées dans un groupe de solutions non dominées. Cette méthode paraît moins efficace en temps de calcul, mais permet de maintenir une grande diversité dans la population et de répartir plus efficacement les solutions sur la frontière de Pareto. Une autre méthode de classement de la population a été proposée par Zitzler et Thiele (1999) dont le principe est illustré à la figure 3.3. Le classement

comporte deux phases : dans un premier temps on détermine le premier groupe d'individus non dominés en utilisant le concept de dominance de Pareto. Leur nombre est ( $N_D$ ). On attribue ensuite à chaque individu appartenant à ce groupe une valeur  $s(j)$  appelée "*force*" qui est proportionnelle au nombre d'individus de la population ( $N$ ) qu'il domine.

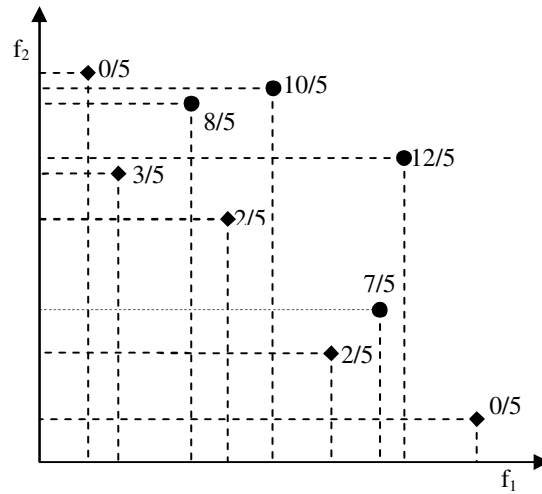


Figure 3.3 : Classement des solutions selon Zitzler et Thiele.

La force  $s(j)$  est exprimée selon l'équation suivante :

$$s(j) = \frac{\sum_{i=1}^N dom(j, i)}{N + 1} \quad (3.1)$$

où :

$$dom(j, i) = \begin{cases} 1 & \text{si } j \text{ domine } i \\ 0 & \text{dans le cas contraire} \end{cases} \quad (3.2)$$

La force  $s(j)$  représente également la nouvelle fonction d'adaptation (*fitness*) des individus du premier groupe et  $j = 1, 2, \dots, N_D$ . La seconde phase consiste à assigner à chacun des individus qui n'appartiennent pas au premier groupe un *fitness* ( $f(k)$ ) qui est exprimé selon l'équation suivante :

$$f(k) = 1 + \sum_{j=1}^{N_D} \text{dom}(j, k) \cdot s(j) \quad (3.3)$$

$$\text{dom}(j, k) = \begin{cases} 1 & \text{si } j \text{ domine } k \\ 0 & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$$

$$k = 1, 2, \dots, (N - N_D)$$

Il faut noter que le fitness doit être minimisé, c'est-à-dire qu'un faible fitness correspond à une forte probabilité d'être sélectionné pour la reproduction. Cette méthode permet de distribuer efficacement les solutions sur la frontière de Pareto, et également de bien échantillonner les individus dans l'espace. Cependant, son inconvénient est qu'elle est dépendante de la taille de la population.

Pour le développement de l'algorithme que nous allons présenter au chapitre suivant, nous adopterons la méthode de classement selon Goldberg car elle est plus simple que celle de Zitzler et Thiele, et n'utilise pas de fonction d'adaptation fictive à la place des valeurs réelles des fonctions objectif du problème. La résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif vise, en plus de permettre la convergence des solutions, de s'assurer que les solutions optimales obtenues soient le plus largement diversifiées que possible, en couvrant l'ensemble du front optimal de Pareto. Nous présenterons dans la section qui suit quelques mécanismes de diversification des solutions qui sont généralement utilisés par les algorithmes évolutifs.

### 3.2.2 Maintien de la diversité dans la population

Les algorithmes évolutifs utilisent souvent les techniques de niche pour maintenir une diversité dans la population et ainsi aider à mieux explorer l'espace des solutions. Les techniques de niche sont caractérisées par leur capacité à promouvoir la formation et le maintien de sous-populations stables (Goldberg et al, 1987). Une niche représente un sous-espace contenant une espèce donnée, c'est-à-dire un groupe d'individus avec des comportements biologiques similaires, capables de se reproduire et de se croiser entre eux. La plupart des techniques classiques utilisent une fonction de similarité pour la formation des niches. Il existe plusieurs techniques de niche qui

sont répertoriées dans la littérature (Yin et al., 1993; Singh et al., 2006) et qui sont utilisées pour assurer la diversification de la population. Nous en présenterons deux exemples, à savoir la "*fonction de partage*" et le "*surpeuplement*" dans les sections suivantes.

La *fonction de partage* (Goldberg et Richardson, 1987) est une technique qui permet la formation de sous-populations stables centrées sur plusieurs pôles, et permettant une recherche en parallèle sur l'espace des solutions. Les individus d'une sous-population sont des voisins proches, le principe de voisinage faisant référence à la mesure de la distance  $d(i, j)$  entre les individus  $i$  et  $j$ . Cette distance est comparée à un paramètre appelé le "rayon de la niche" ( $\sigma_{share}$ ). La technique utilise également le concept de la "fonction de partage" qui permet de dégrader la fonction d'adaptation de chaque individu par une quantité liée au nombre d'individus qui lui sont similaires dans la population, c'est-à-dire, des très proches voisins. Ainsi, plus il y a d'individus au voisinage d'un autre individu donné, plus la valeur de la fonction d'adaptation de ce dernier est dégradée. Ainsi, la fonction dégradée  $f_p$  d'un individu ayant une fonction d'adaptation  $f$  est exprimée par l'équation suivante :

$$f_p(i) = \frac{f(i)}{m_i} \quad (3.4)$$

où

$$m_i = \sum_{j=1}^N v(d) \quad (3.5)$$

$m_i$  est appelé le "*compte*" de la niche qui mesure le nombre approximatif d'individus dans le voisinage de l'individu  $i$ ,  $N$  étant le nombre d'individus dans la population. Le paramètre ( $v$ ) représente la fonction de partage mesurant le niveau de similarité entre deux individus  $i$  et  $j$ , et  $d$  est la distance entre ces individus. La fonction de partage peut être représentée par l'équation suivante :

$$v(d) = \begin{cases} 1 - \left( \frac{d}{\sigma_{share}} \right)^\alpha & \text{si } d < \sigma_{share} \\ 0 & \text{dans le cas contraire} \end{cases} \quad (3.6)$$

où  $\alpha$  est un paramètre de réglage de la forme de la fonction de partage. Cette fonction vaut alors "1" si les individus sont similaires, et "0" dans le cas contraire, la mesure de similarité étant spécifiée par  $\sigma_{share}$ . Ainsi donc, si la distance entre deux individus est supérieure ou égale à  $\sigma_{share}$ , on suppose qu'ils ne partagent pas la même ressource. La figure 3.4 illustre la fonction de partage pour différentes valeurs du paramètre  $\alpha$ . L'utilisation d'un paramètre de réglage comme  $\sigma_{share}$  dans ce mécanisme de maintien de la diversité est un inconvénient car il suppose une connaissance a priori du problème.

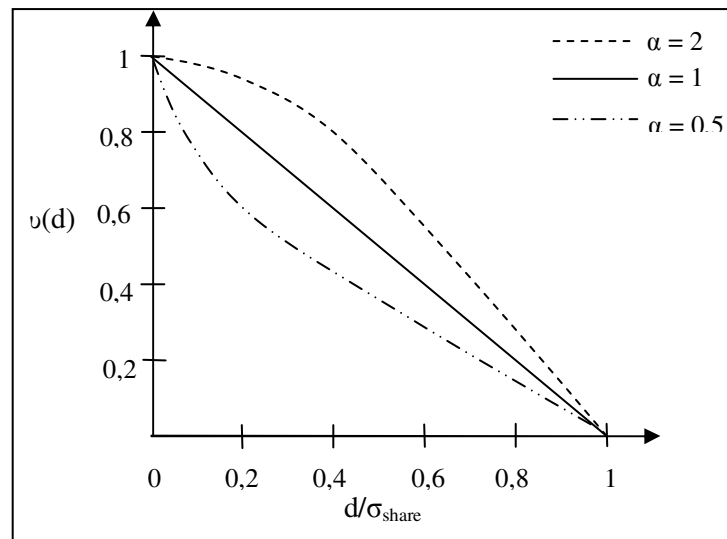


Figure 3.4 : Fonction de partage.

La méthode du surpeuplement est une technique de maintien de la diversité qui utilise une stratégie de remplacement des individus similaires par de nouveaux individus. Le remplacement des individus similaires par d'autres empêche l'agrégation de la population autour d'un seul pôle. Nous présentons ici deux méthodes de formation de niche basée sur le surpeuplement.

### a) Le surpeuplement déterministe

Cette méthode présentée par Mahfoud (1995) introduit une compétition entre les parents et les enfants appartenant à des niches identiques. Il procède de la façon suivante : tous les individus de la population sont regroupés en  $N/2$  paires où  $N$  est le nombre total d'individus dans la population. Après le croisement et éventuellement la mutation des enfants, chacun d'eux entre en compétition avec l'un des parents qui l'a engendré : parent A contre enfant A et parent B contre enfant B ou parent A contre enfant B et parent B contre enfant A. Le surpeuplement déterministe encourage les tournois qui forcent les individus les plus similaires à entrer en compétition entre eux. La similarité est déterminée préférentiellement en utilisant la distance phénotypique. C'est une méthode simple, rapide et ne requière aucun paramètre additionnel autre que ceux d'un algorithme classique. Son inconvénient réside dans le fait que les individus ayant les meilleures fonctions d'adaptation ont toujours tendance à gagner la compétition, créant ainsi une pression de sélection élevée.

### b) Sélection par tournoi restreint

Cette méthode proposée par Harik (1995), part d'une population initiale  $N$  parmi laquelle il faut sélectionner les individus les plus diversifiés. Ainsi, à chaque génération, deux individus sont tirés aléatoirement à partir de la population pour être croisés et mutés. Puis un échantillon aléatoire formé de  $N'$  individus ( $N' < N$ ) est pris dans la population, et chaque enfant issu du croisement et de la mutation entre en compétition avec les éléments de l'échantillon qui lui sont très proches. La proximité dans ce cas est déterminée en utilisant la mesure de distance entre les individus. Le gagnant de la compétition est alors inséré dans la population auxiliaire comprenant les individus diversifiés. Cette méthode convient bien pour résoudre les problèmes qui ne présentent pas d'optima locaux. Elle devient inefficace si l'algorithme souhaite préserver et trouver des solutions multiples, ou bien a besoin d'exploiter d'avantage les solutions optimales locales pour atteindre la solution optimale globale.

Les mécanismes de maintien de la diversité dans la population présentés dans les sections précédentes utilisent soit des paramètres de réglage (i.e., rayon de niche  $\sigma_{share}$ ) qui sont difficiles

à déterminer, ou sont adaptés pour résoudre certains types de problèmes. Il est donc essentiel de trouver d'autres mécanismes plus robustes et applicables à tous les types de problèmes. La méthode d'optimisation présentée dans le chapitre suivant utilise une méthode très simple qui permet de façon implicite, d'assurer le maintien de la diversité dans la population.

### 3.3 Revue de la littérature sur les algorithmes évolutifs multi-objectif

Les premiers algorithmes évolutifs multi-objectifs qui ont été développés sont non-élitistes, c'est-à-dire qu'ils n'utilisent pas le principe d'archivage pour conserver les solutions Pareto optimales durant le processus d'optimisation. Ces algorithmes comprennent entre autres le MOGA (Multi-Objective Genetic Algorithm) de Fonseca et Fleming (1993), le NSGA (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) de Srinivas et Deb (1994), et le NPGA (Niche-Pareto Genetic Algorithm) de Horn et al. (1994). Ils mettent en œuvre le concept d'optimalité de Pareto pour classer les solutions en différents groupes de solutions non dominées, en vue d'aider à la convergence des algorithmes. Pour assurer la diversité de la population dans la région de Pareto, ces algorithmes utilisent la technique de la *fonction de partage* (Goldberg et al., 1987) dont on sait que le choix du paramètre de réglage  $\sigma_{share}$  conditionne les performances des algorithmes. Ces algorithmes ne sont plus utilisés à cause de leur convergence lente et la difficulté de maintenir adéquatement une bonne diversité dans la population.

Plus tard, une autre génération d'algorithmes évolutifs multi-objectifs a vu le jour, et intègre le concept d'archivage dans leur fonctionnement. Il s'agit entre autres de l'algorithme SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm) de Zitzler et Thiele (1999) qui utilise une méthode de regroupement des solutions (appelée "*clustering*"). C'est une méthode qui permet de distribuer efficacement les solutions sur la frontière de Pareto. Cependant, pour des problèmes présentant plusieurs fronts de Pareto locaux, le *clustering* conduit à un élitisme extrême. Knowles et Corne (2000) ont proposé l'algorithme PAES (Pareto-Archived Evolution Strategy) qui s'inspire de l'algorithme  $(\mu+\lambda)$ -ES (stratégie d'évolution- $(\mu+\lambda)$ ) où  $\mu$  et  $\lambda$  sont respectivement le nombre de parents et d'enfants. Il inclut une population auxiliaire appelée archive. Pour promouvoir la diversité dans la population, le PAES utilise une technique basée sur un découpage en grilles de



l'espace des fonctions objectif. Cette méthode est efficace quand la distribution des solutions dans l'espace de recherche n'est pas uniforme. L'efficacité de la méthode dépend cependant du choix du paramètre de discrétisation de l'espace des fonctions objectif. Le NSGA-II de Deb et al. (2000.a) est une version améliorée du NSGA développé antérieurement et qui n'utilisait pas le concept d'archive. Ainsi, le NSGA-II maintient les solutions non dominées dans une archive pour les utiliser dans les futures générations. Cet algorithme applique la méthode du surpeuplement pour promouvoir la diversité dans la population. Il permet ainsi de réduire la complexité de l'algorithme, de créer une méthode élitiste et de supprimer l'utilisation de la fonction de partage.

Il existe bien d'autres algorithmes développés par la suite avec pour souci d'améliorer d'avantage les algorithmes évolutifs existants. Il s'agit par exemple de l'algorithme PESA (Pareto Envelope-based Selection Algorithm) de Corne et al. (2000). Il reprend le principe de division en grilles utilisé dans le PAES et définit un paramètre appelé facteur de compression ("*squeeze factor*"). Le *squeeze factor* représente la mesure du surpeuplement d'une zone de l'espace. Le PESA est très élitiste et performe moins bien avec les problèmes discrets ou présentant plusieurs optima. Cet algorithme ne garantit pas non plus que les solutions Pareto optimales disposées aux extrémités du front de Pareto soient gardées dans l'archive à chaque génération. Bien qu'il ait une vitesse de convergence élevée, le PESA convient seulement aux problèmes continus et simples. Le NSGA-II avec contrôle de l'élitisme de Deb et Goel (2001) est une autre version du NSGA-II qui vise à assurer une diversité de la population dans tout l'espace faisable. Zitzler et al. (2001) ont également proposé une version révisée du SPEA, qu'ils ont nommé le SPEA2. Cette version calcule la densité de la population autour d'un individu dans l'espace des solutions et l'utilise pour corriger l'expression de sa fonction d'adaptation. Pour assurer la diversité de la population sur le front de Pareto, un opérateur de troncature est utilisé et permet de préserver les solutions aux extrémités du front de Pareto. Le PESA-II de Corne et al. (2001) adopte une sélection basée sur les zones de l'espace occupées par les individus contrairement aux autres algorithmes qui utilisent la fonction d'adaptation des individus. Après avoir sélectionné une zone, un individu de celle-ci est choisi aléatoirement. Cette méthode répartit efficacement les solutions sur la frontière de Pareto à cause de sa capacité à choisir, avec une plus grande probabilité que le tournoi classique, les individus situés dans des zones moins denses. Bien que cette technique ait permis de faire évoluer positivement la sélection de manière à privilégier les zones de l'espace les moins

surpeuplées, elle dépend fortement du réglage du paramètre de discrétisation de l'espace de recherche.

Les algorithmes évolutifs multi-objectif ont connus une application intense dans le domaine de l'ingénierie pour aider à concevoir des systèmes opérant dans des conditions optimales. Dans la pratique, l'optimisation des problèmes d'ingénierie rencontre diverses difficultés liées notamment aux multiples contraintes dont il faut tenir compte. À cause de ces contraintes, l'espace des solutions faisables se trouve être réduit, puisque plusieurs solutions peuvent ne pas satisfaire aux contraintes du problème et deviennent par conséquent infaisables, c'est-à-dire irréalisables ou inadmissibles. Pour des problèmes très contraints, il est parfois difficile pour les algorithmes d'optimisation de trouver une seule solution faisable au début de la recherche. Il devient alors important de tenir compte des solutions infaisables durant le processus de l'optimisation. Divers mécanismes sont proposés dans la littérature dont la "*fonction pénalité*" (Michalewicz, 1996), pour aider à intégrer les solutions infaisables dans le processus d'optimisation. Le principe de la *fonction pénalité* est simple et consiste à pénaliser les solutions infaisables en fonction de leur degré de violation des contraintes. Ainsi, la fonction d'adaptation (ou fonction objectif) d'un individu est pondérée par un coefficient de pénalité qui permet de dégrader sa valeur. L'auteur de cette thèse a utilisé la fonction pénalité dans un algorithme d'optimisation de réseaux d'échangeurs (Dipama et al., 2008). En dépit de la popularité de cette méthode, celle-ci comporte certaines lacunes dues au réglage du coefficient de pénalité à appliquer (Coello, 2002). Les auteurs Jiménez et al., (1999) ont proposé la méthode de sélection par tournoi contraint pour gérer les solutions infaisables, mais cette méthode n'a pas de mécanisme pour éviter la convergence prématurée. La méthode proposée par Deb (2000.a) utilise les mêmes règles de la sélection par tournoi contraint, mais prévoit d'utiliser des niches pour préserver la diversité. Cette approche privilégie cependant les solutions faisables au détriment des solutions infaisables, ce qui contredit l'idée générale de garder des solutions infaisables dans la population. Elle présente ainsi des difficultés à trouver l'optimum global si celui-ci se trouve à la frontière entre les régions faisable et infaisable. Coello et al., (2002) ont également utilisé la sélection par tournoi restreint basée sur les règles de faisabilité et d'une population échantillon comme dans l'algorithme NPGA. Leur algorithme utilise un paramètre pour le contrôle de la diversité dans la population. Cet algorithme présente des difficultés lorsque vient le temps de résoudre les problèmes de

grande dimensionnalité. Hernández et al. (2003) ont proposé l'algorithme IS-PAES (Inverted Shrinkable PAES) qui concentre la recherche sur des zones spécifiques de la région faisable en rétrécissant au fur et à mesure l'espace de recherche. L'inconvénient majeur de cet algorithme est le risque de convergence vers un optimum local à cause de la forte pression de sélection. L'algorithme SMES (Simple Multimembered Evolution Strategy) proposé par Efrén et Coello (2005) utilise le mécanisme auto-adaptatif des stratégies d'évolution multi-membre (( $\mu+\lambda$ )-Evolution Strategy) pour prospecter suffisamment l'espace de solutions afin d'atteindre la région faisable. Son inconvénient majeur provient de l'utilisation de nouveaux paramètres qui ne conviennent pas nécessairement à tous les types de problèmes.

Le développement des algorithmes évolutifs multi-objectifs suscitent de nos jours un grand intérêt et différents travaux ont été présentés dans la littérature qui proposent des algorithmes d'optimisation généralement adaptés pour certains types de problèmes. Leur utilisation pour traiter d'autres problèmes peut donner des résultats non satisfaisants, ou peut requérir des modifications majeures qui ne sont pas toujours à la portée de l'utilisateur. Le lecteur intéressé pourra trouver plus d'informations sur divers sites internet<sup>3</sup> dédiés aux algorithmes évolutifs. Nous proposons dans le cadre de cette thèse de développer un algorithme évolutif multi-objectif performant et robuste, qui peut être appliqué à un large éventail de problèmes d'optimisation, sans requérir de l'utilisateur une connaissance a priori des algorithmes évolutifs. L'algorithme proposé sera comparé à un algorithme de référence nommé NSGA-II et qui sera présenté dans la section suivante.

### 3.4 Étude de cas : l'algorithme NSGA-II

L'algorithme NSGA-II ("*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*") présenté par Deb et al., (2000.a) est un des algorithmes évolutifs les plus cités dans la littérature. Il est largement utilisé par plusieurs auteurs pour servir de base de comparaison avec leurs propres algorithmes. Nous

---

<sup>3</sup> <http://delta.cs.cinvestav.mx/~ccoello/papers.html>

donnerons ainsi dans les sections qui suivent une description plus détaillée du NSGA-II qui servira de base pour le développement de l'algorithme proposé dans le cadre de cette thèse.

### 3.4.1 Principe de l'algorithme NSGA-II

L'algorithme NSGA-II est un algorithme évolutif multi-objectif qui utilise un type de mesure du surpeuplement autour de chaque individu afin d'assurer la diversité de la population. Le principe de cet algorithme est illustré à la figure 3.6. Tout d'abord, une population  $R_t = P_t \cup Q_t$  est formée, où  $P_t$  est la population des parents de taille  $N$ , et  $Q_t$  est la population des enfants (descendants) générés à partir des parents à travers les opérateurs de croisement et de mutation. La taille de la population totale  $R_t$  est  $2N$ . Cette population  $R_t$  composée des parents et des enfants est ensuite classée en différents fronts de non-domination ( $F_1, F_2, \dots, F_n$ ), en utilisant le concept de dominance de Pareto.

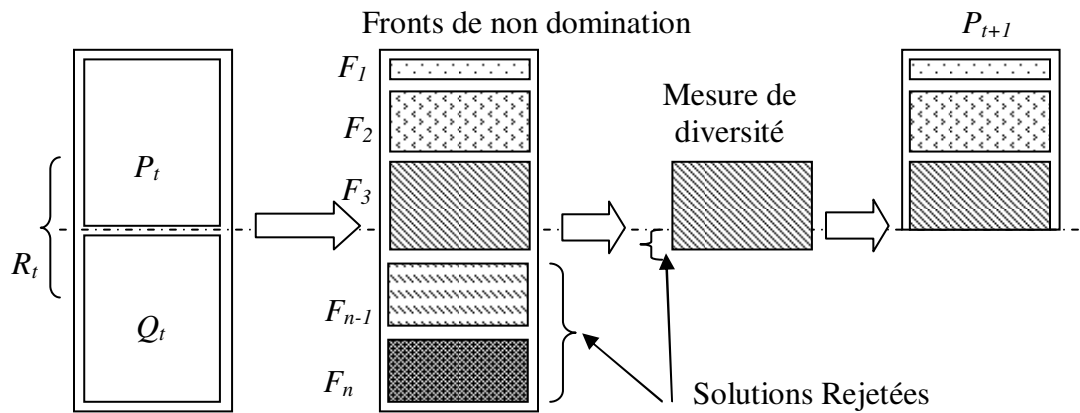


Figure 3.5 : Algorithme NSGA-II.

Les individus faisant partie du premier front sont évidemment meilleurs que les individus du second front. Ces derniers sont à leur tour meilleurs que les individus du troisième front et ainsi de suite. L'accent est alors porté sur les meilleurs individus et donc dans ce cas, sur les individus du premier front, qui sont alors gardés dans une archive. Si le nombre d'individus de ce front est inférieur à la taille fixée  $N$ , alors tous les individus de ce front feront partie de la prochaine

population  $P_{t+1}$ . Pour compléter la taille de la population  $P_{t+1}$  à  $N$ , les nouveaux membres doivent être choisis dans les fronts restants, suivant leur rang. Ainsi les membres du second front  $F_2$  sont choisis, puis les membres de  $F_3$  et ainsi de suite jusqu'à obtenir une nouvelle population de taille  $N$ . Si tous les membres d'un front ne peuvent entrer dans la population sans un dépassement de la taille  $N$  (e.g., les membres du front  $F_3$  dans la figure 4.6), alors les membres de ce front sont classés suivant une mesure de diversité qui détermine la population autour de chaque individu pris séparément. Suivant ce classement, les individus les plus isolés sont admis dans la liste de  $P_{t+1}$  jusqu'à compléter la taille de celle-ci. Les individus qui ne peuvent entrer dans la population sont simplement rejetés.

### 3.4.2 Procédure de la recherche des solutions non dominées

Il existe différentes techniques ou algorithmes de recherche des solutions Pareto optimales, avec pour objectif de minimiser le temps de calcul (Deb 2001). L'approche qui suit décrit la procédure, étape par étape pour trouver la population  $P'$  des solutions non dominées, à partir d'une population initiale totale  $P$  de taille  $N$  :

**Étape 1 :** Initialiser

$$P \leftarrow N ; i \leftarrow 1 ; P' \leftarrow 0$$

**Étape 2 :** Pour chaque solution  $j \in P$  ( $j \neq i$ ) vérifier

**Si**  $j$  domine  $i$  **Alors**,

**Aller** à l'étape 4

**Sinon**

**Fin si**

**Fin Pour**

**Étape 3 :** Si tout  $P$  n'est pas analysé **Alors**,

$$j = j + 1$$

**Aller** à l'étape 2

**Sinon**

$$P' = P' \cup \{i\}$$

**Fin si**

**Étape 4 :  $i = i + 1$**

**Si  $i \leq N$  Alors,**

**Aller à l'étape 2**

**Sinon**

Population non dominée =  $P'$

**Fin si**

**Fin**

Cette méthode compare donc chaque solution  $i$  avec le reste de la population  $P$  pour déterminer s'il existe un individu dans la population qui le domine. Si c'est le cas, on peut alors conclure qu'il existe au moins un individu dans la population qui est meilleur que  $i$  si l'on prend en compte toutes les fonctions objectif. La solution  $i$  ne peut donc appartenir à la liste des solutions non dominées  $P'$ . Par contre si aucun autre individu de la population ne domine  $i$ , celui-ci fait partie de la liste des solutions non dominées.

### 3.4.3 Maintien de la diversité dans la population

Pour sélectionner les individus diversifiés, la mesure de diversité évalue le surpeuplement autour d'un individu donné  $i$  dans la population, en calculant la distance moyenne des deux individus situées de part et d'autre de la solution particulière donnée comme le montre la figure 3.7. La distance moyenne entre les individus  $i-1$  et  $i+1$  encadrant l'individu  $i$ , situés sur le front de Pareto (points noirs) est présentée sur cette figure. Cette distance appelée "*distance de surpeuplement*" est une estimation du périmètre formé en utilisant les voisins les plus proches. Cette métrique représente en fait le demi-périmètre englobant la solution  $i$ . Le principal avantage de cette procédure est qu'elle ne fait pas intervenir de paramètres de réglage tel le rayon de la niche ( $\sigma_{share}$ ) utilisé par les algorithmes MOGA, NSGA, NPGA.

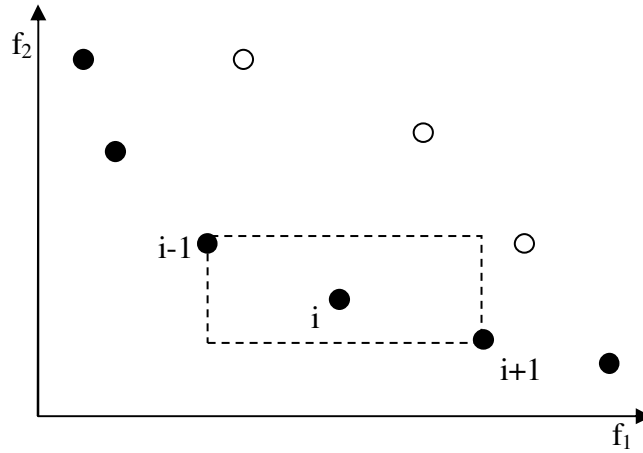


Figure 3.6 : Distance de surpeuplement.

### 3.4.4 Résolution d'un problème de test numérique

Le code informatique de l'algorithme NSGA-II a été développé en suivant la description faite par Deb, (2001). Pour évaluer les performances de l'algorithme, nous l'avons appliqué pour l'optimisation du problème de test numérique bien connu de la littérature, le problème "OSY" d'Osyczka et Kundu, (1995). Ce problème comporte deux fonctions objectif  $f_1$  et  $f_2$  à minimiser, six contraintes et six variables. Il est exprimé par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} \text{Minimiser } f_1(x) &= -[25(x_1 - 2)^2 + (x_2 - 2)^2 + (x_3 - 1)^2 + (x_4 - 4)^2 + (x_5 - 1)^2] \\ \text{Minimiser } f_2(x) &= x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 + x_4^2 + x_5^2 + x_6^2 \end{aligned}$$

soumises aux contraintes

$$\begin{aligned} C_1(x) &= x_1 + x_2 - 2 \geq 0 \\ C_2(x) &= 6 - x_1 - x_2 \geq 0 \\ C_3(x) &= 2 - x_2 + x_1 \geq 0 \\ C_4(x) &= 2 - x_1 + 3x_2 \geq 0 \\ C_5(x) &= 4 - (x_3 - 3)^2 - x_4 \geq 0 \\ C_6(x) &= (x_5 - 3)^2 + x_6 - 4 \geq 0 \end{aligned} \tag{3.7}$$

avec

$$\begin{aligned} 0 &\leq x_1 \leq 10 \\ 0 &\leq x_2 \leq 10 \\ 1 &\leq x_3 \leq 5 \\ 0 &\leq x_4 \leq 6 \\ 1 &\leq x_5 \leq 5 \\ 0 &\leq x_6 \leq 10 \end{aligned}$$

C'est un problème relativement difficile à résoudre car le front de Pareto optimal est la concaténation de cinq régions, chaque région se trouvant à l'intersection de certaines contraintes du problème comme le montre la figure 3.8.

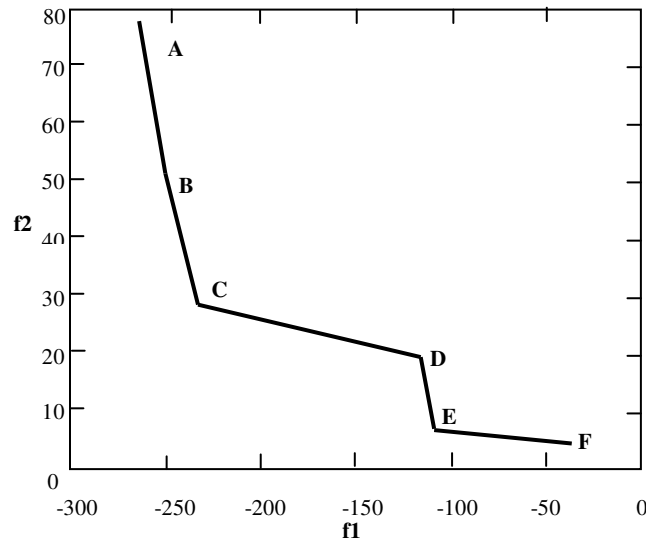


Figure 3.7 : Front de Pareto optimal du problème OSY.

Pour résoudre ce problème, l'algorithme NSGA-II a été utilisé en fixant les paramètres suivants:

- Taille de la population : 100
- Nombre de génération : 1000
- Probabilité de croisement : 90%
- Probabilité de mutation : 1%

La principale difficulté liée à la résolution de ce type de problème réside dans le maintien des sous-populations autour des intersections des contraintes dans la région de Pareto optimale. Le tableau 3.1 présente les contraintes qui sont actives dans chacune des régions, ainsi que les valeurs des variables. Il faut noter que pour toute la région de Pareto optimale, les variables  $x_4$  et  $x_6$  ont les valeurs 0. Les résultats de l'optimisation à l'aide de l'algorithme NSGA-II sont présentés à la figure 3.8. On peut constater que dans les régions (A-B) et (E-F), l'algorithme éprouve de la difficulté à assurer une bonne distribution des solutions. Au cours de l'optimisation de ce problème, il a été constaté une certaine instabilité, surtout au niveau de la région A-B, avec



un cycle répétitif d'apparition puis de la disparition des solutions au fil des générations. Une analyse plus approfondie de l'algorithme a montré que cela est essentiellement dû au mécanisme de maintien de la diversité mis en œuvre par le NSGA-II.

Tableau 3.1 : Solutions Pareto optimales du problème OSY.

Région	Valeurs optimales				Contraintes
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_5$	actives
AB	5	1	$(1, \dots, 5)$	5	2, 4, 6
BC	5	1	$(1, \dots, 5)$	1	2, 4, 6
CD	$(4.056, \dots, 5)$	$(x_1 - 2)/3$	1	1	4, 5, 6
DE	0	2	$(1, \dots, 3.732)$	1	1, 3, 6
EF	$(0, \dots, 1)$	$2 - x_1$	1	1	1, 5, 6

En effet, suivant le principe de cet algorithme expliqué dans la section 3.6.1, la sélection des individus diversifiés pour remplir l'archive se fait sur la base de la métrique de surpeuplement.

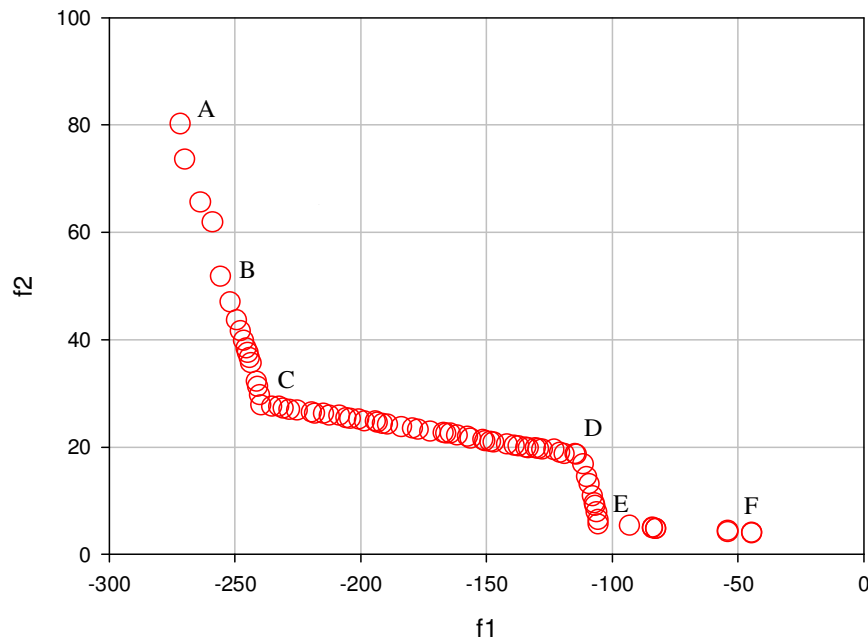


Figure 3.8 : Résultats de l'optimisation du problème OSY.

Or en fixant la taille de l'archive, l'algorithme est susceptible de perdre certaines solutions intéressantes. Tant que le nombre d'individus du premier front (i.e, les solutions non dominées) n'excède pas la taille de l'archive, l'algorithme les préserve tous. Mais au fur et à mesure que le nombre des solutions non dominées dépassent la taille de l'archive, certains d'entre eux doivent être éliminés. Le choix des solutions qui doivent être éliminées de l'archive se fait simplement sur la mesure de surpeuplement. Or, rien ne garantit que les individus disqualifiés ne soient pas des solutions Pareto optimales. Ils peuvent ainsi perdre leur place au profit d'autres individus qui ne sont pas des solutions Pareto optimales. L'algorithme entre alors dans un cycle de génération de solutions Pareto optimales puis de solutions non Pareto optimales avant de pouvoir converger vers une meilleure distribution des solutions

L'optimisation du problème OSY fait ressortir certaines faiblesses de l'algorithme NSGA-II, à savoir la difficulté à maintenir une population stable dans toutes les régions du front de Pareto. L'utilisation de cet algorithme pour traiter des problèmes complexes comme par exemple les systèmes énergétiques peut conduire à des solutions non satisfaisantes. Nous proposons donc de développer un nouvel algorithme dépourvu de mécanisme de maintien de la diversité basé sur les mesures de distance et l'utilisation d'une archive à taille fixe. Cet algorithme permettra de traiter plus efficacement les problèmes quelles que soient les contraintes imposées ou quelle que soit la complexité de la configuration du front de Pareto.

## CHAPITRE 4 DÉVELOPPEMENT D'UN ALGORITHME D'OPTIMISATION MULTI-OBJECTIF

L'algorithme NSGA-II que nous avons présenté au chapitre précédent utilise un mécanisme de maintien de la diversité dans la population qui peut conduire à une perte des solutions optimales. Dans le cadre de l'optimisation des systèmes industriels complexes, l'utilisation de cet algorithme peut rendre la recherche des solutions très longue en terme de temps de calcul. Le nouvel algorithme que nous proposons vise donc à corriger les lacunes des algorithmes évolutifs qui font usage en général des métriques de diversité et des archives de taille fixe. Une auto-adaptation de l'algorithme sera également mise en œuvre afin d'améliorer ses performances.

### 4.1 Présentation de la méthode d'optimisation proposée

L'algorithme évolutif multi-objectif que nous proposons n'utilise pas d'archive de taille fixe pour conserver les meilleurs individus. Une particularité de cet algorithme est que la détermination des meilleurs individus au cours de chaque génération n'est pas basée sur le concept de dominance de Pareto. Ici, la notion de "*meilleur individu*" est relative à une zone donnée dans l'espace de recherche des solutions. La détermination des zones est basée sur le partitionnement de l'espace des solutions en différentes grilles qui sont parallèles aux axes des fonctions objectif. Ces grilles sont appelées "*couloirs d'observation*" (Dipama et al., 2007), car c'est dans chacun de ces couloirs que la recherche des meilleurs individus va s'opérer. Le principe général de l'algorithme est présenté dans la section suivante.

#### 4.1.1 Structure de l'algorithme d'optimisation

Le principe de la recherche comporte certaines phases qui sont communes aux algorithmes évolutifs généralement proposés dans la littérature. Le diagramme général de l'algorithme d'optimisation est présenté à la figure 4.1. Il part d'une population initiale de solutions générée aléatoirement, qui est ensuite évaluée pour déterminer les fonctions objectif correspondantes.

L'espace des fonctions objectif est partitionné en couloirs dans lesquels les individus sont comparés entre eux par rapport à une seule fonction objectif.

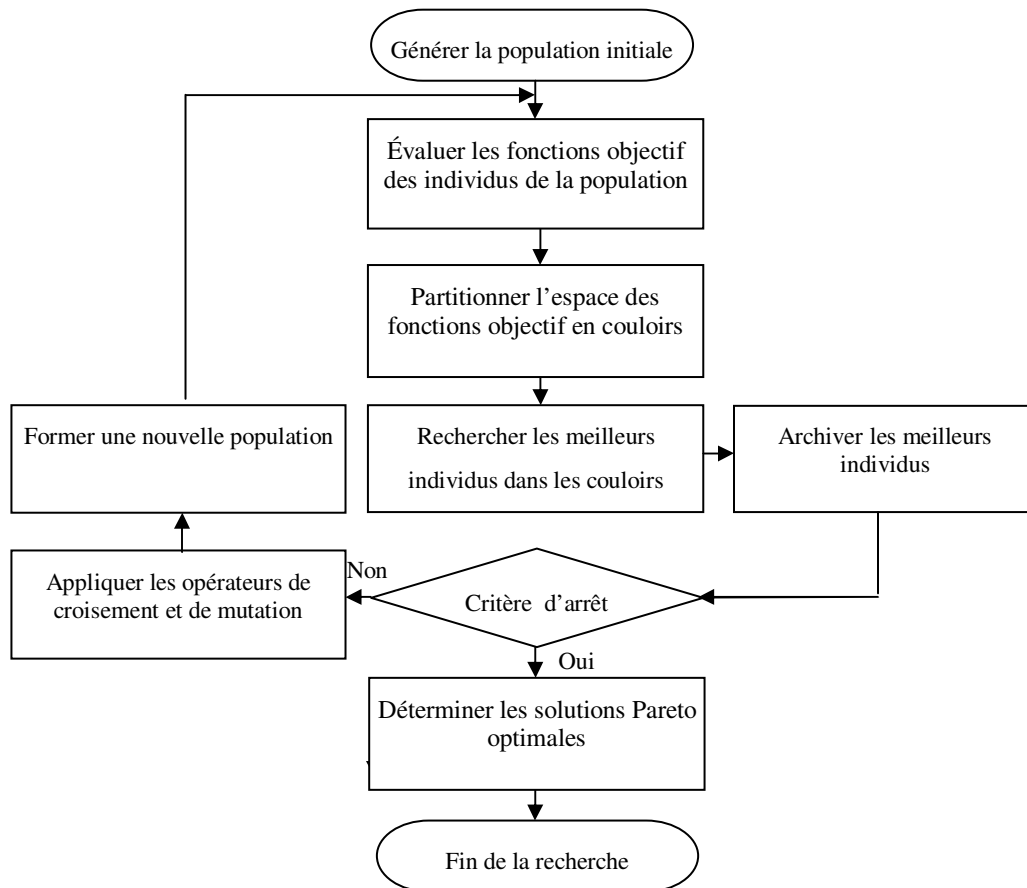


Figure 4.1 : Structure de l'algorithme d'optimisation proposé.

Le meilleur individu du couloir est celui qui a la meilleure fonction objectif, c'est-à-dire, la plus grande valeur dans le cas d'une maximisation, ou la plus petite valeur si la fonction doit être minimisée. Les meilleurs individus ainsi déterminés sont copiés dans une archive dont la taille n'est pas fixée. Une mesure de déplacement de la frontière courante de l'espace des solutions faisables est effectuée pour servir à l'auto-adaptation de l'algorithme et comme critère d'arrêt de la recherche. Si le critère d'arrêt spécifié n'est pas atteint, une nouvelle population est créée en utilisant les opérateurs génétiques appliqués à la population de l'archive. Le processus de recherche reprend ainsi son cours jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt. C'est alors que l'ensemble des solutions Pareto optimales du problème est extrait de la population archivée en

utilisant le principe de dominance de Pareto. L'innovation importante apportée par cette méthode qui consiste au partitionnement de l'espace des fonctions objectif en couloirs d'observation combiné à la métrique de progression sera présentée dans la suite de ce document.

#### 4.1.2 Technique de partitionnement de l'espace des fonctions objectif

Considérons un problème d'optimisation quelconque avec deux objectifs  $f_1$  et  $f_2$  qui doivent toutes deux être minimisées. Suivant le principe des algorithmes évolutifs, une population aléatoire de solutions  $X_j = (x_1, x_2, \dots, x_m)$  est générée dans l'espace des variables, où  $m$  est le nombre de variables du problème et  $j = 1, 2, \dots, N$ ,  $N$  étant la taille de la population. Pour chacune des solutions  $X_j$ , il existe dans l'espace des fonctions objectif un point tel que  $F(X_j) = (f_1(X_j), f_2(X_j))$ . La figure 4.2 présente un ensemble de points dans l'espace des fonctions objectif. Suivant les contraintes du problème, l'espace des fonctions objectif est divisée en deux zones, c'est-à-dire une zone où les solutions sont faisables, et une autre où les solutions ne respectant pas les contraintes sont infaisables.

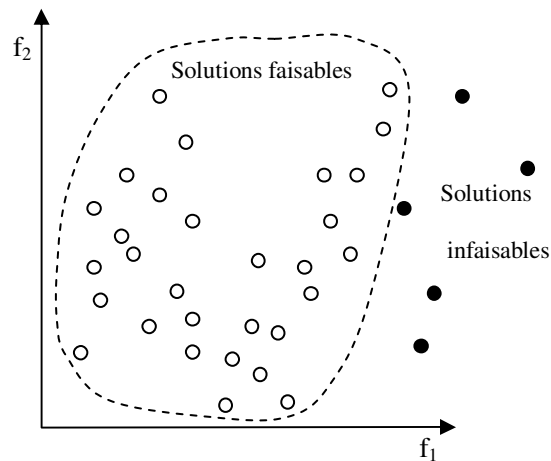


Figure 4.2 : Espaces des solutions faisables et infaisables.

Le partitionnement de l'espace des solutions concerne principalement celui des solutions faisables. Il faut donc connaître au cours de chaque génération les valeurs maximale ( $f_i^{\max}$ ) et

minimale ( $f_i^{\min}$ ) des fonctions objectif de la population courante. Ces valeurs vont permettre de délimiter la zone à partitionner comme le montre la figure 4.3.

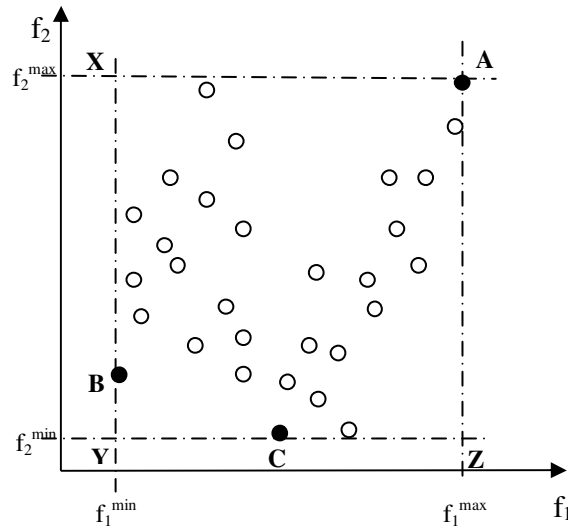


Figure 4.3 : Espace des solutions faisables à partitionner.

On peut noter que sur la figure 4.3, les points C et A fixent respectivement les limites inférieure et supérieure de la zone de partitionnement suivant la minimisation de la fonction  $f_1$ . Quant aux points B et A, ils permettent de délimiter la zone de partitionnement suivant la minimisation de la fonction  $f_2$ . Nous appelons la zone délimitée par les points A-X-Y-Z-A la frontière actuelle de l'espace des solutions faisables. Il est évident qu'au cours de la recherche, différentes frontières fictives seront trouvées, et ces dernières vont évoluer jusqu'à ce que la frontière finale, plus stable soit atteinte. En notant  $Cl_j$  le nombre de couloirs coupant l'axe de la fonction  $f_j$ , on détermine le "pas de couloir"  $St_j$  selon l'équation suivante :

$$St_j = \frac{f_j^{\max} - f_j^{\min}}{Cl_j} \quad (4.1)$$

Les figures 4.4a et b montrent respectivement le découpage de l'espace de recherche en 10 couloirs suivant chaque axe des fonctions objectif  $f_1$  et  $f_2$ . Il faut noter que le pas de couloir n'est pas constant durant les premières générations, mais varie tant que la frontière réelle de l'espace des solutions faisables n'a pas été trouvée.

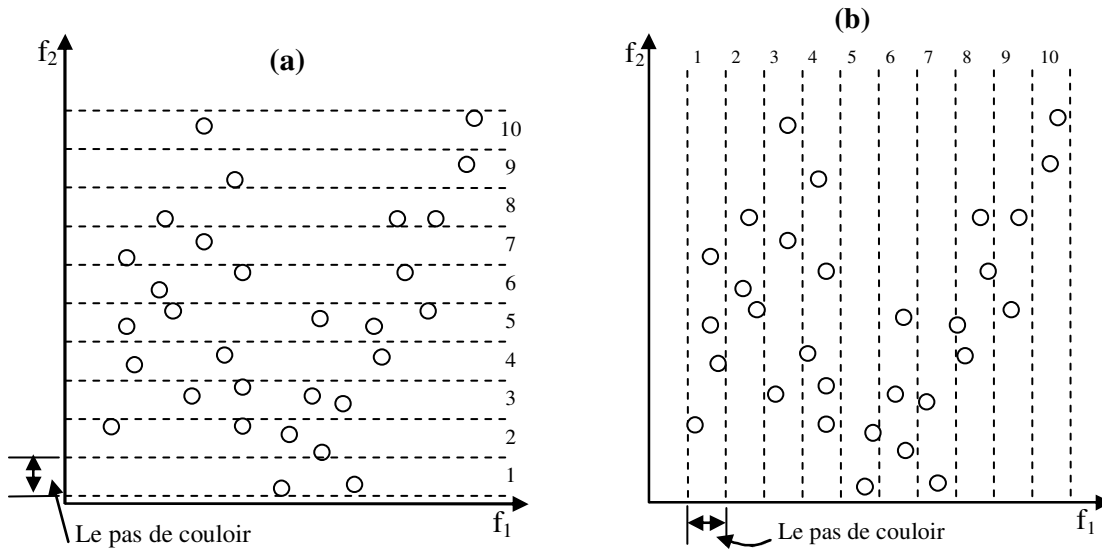


Figure 4.4 : Partitionnement en couloirs d'observation.

Dès que cette frontière est définie, le pas demeure constant, permettant ainsi l'application des mécanismes d'auto-adaptation de l'algorithme. La capacité de l'algorithme à trouver rapidement la frontière de l'espace des solutions faisables du problème sera présentée à la section 4.4 à l'aide d'un problème test. Dans chaque couloir, il est possible de rechercher le meilleur individu en considérant une seule fonction objectif à la fois. La figure 4.5a montre les meilleurs individus des couloirs qui minimisent la fonction  $f_1$  (points noircis). De même, le parcours des couloirs qui sont parallèles à l'axe de la fonction  $f_2$  permet de capturer les individus qui minimisent la fonction  $f_2$ . Ces individus sont représentés par les points noircis de la figure 4.5b. En combinant les figures 4.5a et b, on obtient l'ensemble des solutions qui décrivent la frontière de l'espace des solutions faisables pour la génération courante. Cette frontière est illustrée à la figure 4.6. Le choix du nombre de couloirs a une importance dans cet algorithme puisqu'il détermine le niveau de couverture du front de Pareto optimal. Si le nombre de couloirs est insuffisant, il arrive que certaines portions du front de Pareto ne soient pas explorées. Par contre un nombre important de couloirs permet d'assurer une bonne couverture du front de Pareto, mais présente l'inconvénient de ralentir la vitesse de l'algorithme d'optimisation en augmentant le nombre de calculs requis.

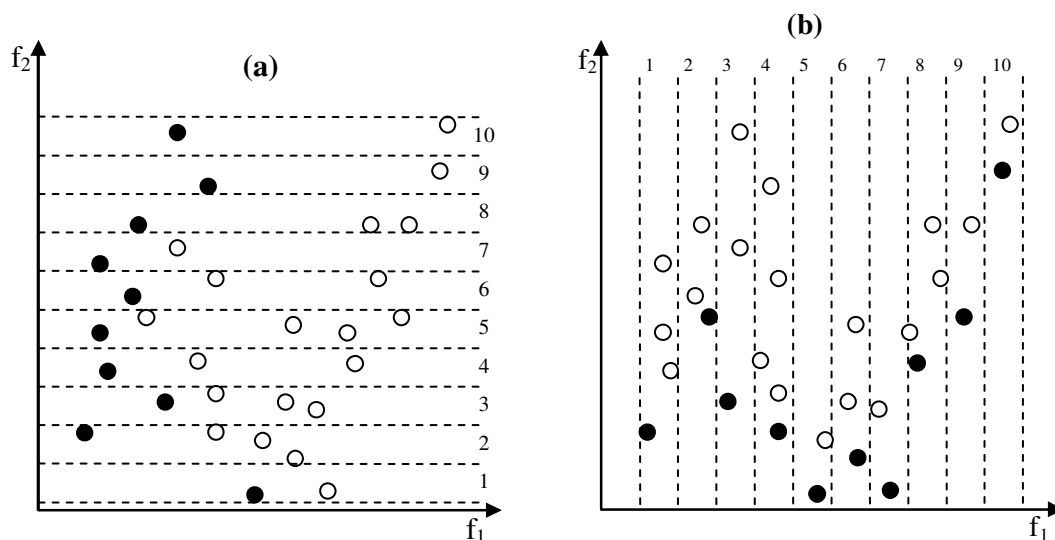


Figure 4.5 : Meilleurs individus sélectionnés dans les couloirs.

L'importance du choix du nombre de couloirs sera illustrée par un exemple pratique à la section 4.4.3. Il faut noter cependant qu'il n'est pas toujours garanti que chaque couloir soit occupé par un individu, surtout au début de la recherche.

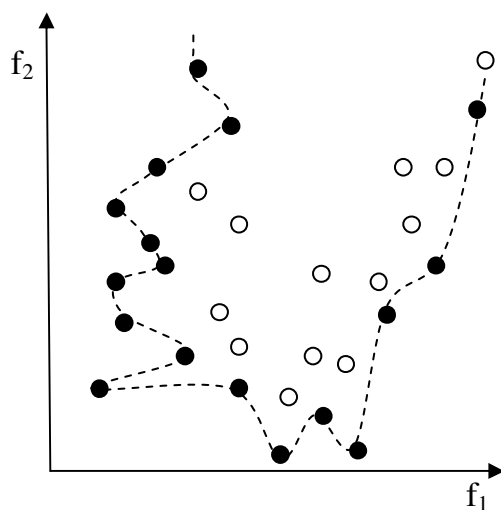


Figure 4.6 : Contour de l'espace des solutions faisables.

La recherche des meilleures solutions dans les couloirs procède de couloir en couloir, suivant chaque axe  $j$  des fonctions objectif. Elle suit les étapes de la procédure suivante :



**Étape 1 :** Initialiser

$$j \leftarrow 1; n \leftarrow 1; P' \leftarrow 0$$

**Étape 2 :**  $f_{j,n}^{\min} \leftarrow f_{j,n}^1$

**Étape 3 :** Pour chaque individu  $i$  dans le couloir  $n$  **Faire**

**Si**  $f_{j,n}^i < f_{j,n}^{\min}$

**Alors,**

$$f_{j,n}^{\min} \leftarrow f_{j,n}^i$$

$$I_{cl} = i$$

**Fin si**

**Fin pour**

$$P' = P' \cup \{I_{cl}\}$$

**Étape 4 :** Si  $n < Cl_j$  **Alors**

$$n = n + 1$$

**Aller à l'étape 2**

**Fin si**

**Étape 5 :** Si  $j < m$  **Alors,**

$$j = j + 1$$

$$n \leftarrow 1$$

**Aller à l'étape 2**

**Fin si**

**Étape 6 :** Meilleurs individus des couloirs =  $P'$

**Fin**

Ainsi dans chaque couloir  $n$ , le meilleur individu est recherché en se basant sur une seule fonction objectif. Lorsque les meilleurs individus des couloirs d'un axe donné sont déterminés,

l'algorithme passe à l'axe suivant et la recherche dans les couloirs est répétée pour la fonction objectif correspondante. La population  $P'$  des meilleures solutions regroupe tous les individus trouvés dans les couloirs suivants les différents axes. Le terme  $I_n$  désigne le meilleur individu dans le couloir  $n$ ,  $f_{j,n}^{\min}$  désigne la plus petite valeur de la fonction objectif  $j$  dans le couloir  $n$ ,  $Cl_j$  est le nombre de couloirs suivant l'axe  $j$ ,  $m$  est le nombre de fonction objectif,  $f_{j,n}^i$  est la valeur de la fonction objectif  $j$  de l'individu  $i$  dans le couloir  $n$ . Il faut noter que le concept de dominance de Pareto n'est pas utilisé dans cette procédure pour rechercher les meilleurs individus, mais seulement les individus sont comparés entre eux à l'aide de la valeur d'une seule fonction objectif.

#### 4.1.3 Principe de la mesure de la progression de la recherche

La surveillance des meilleurs individus dans les couloirs offre la possibilité de suivre la progression générale de ces derniers. Cette progression peut être illustrée par les figures 4.7a et b, suivant les axes des fonctions objectifs  $f_1$  et  $f_2$ . L'évolution d'un individu dans un couloir peut être matérialisée par son déplacement de la position antérieure  $A$  caractérisée par la fonction objectif  $f_j^{t-1}$ , à la position actuelle  $B$  caractérisée par la fonction objectif  $f_j^t$ , où  $j$  est l'indice de la fonction et  $t$  est le temps. Ainsi, une métrique de progression des meilleurs individus dans les couloirs peut être formulée en utilisant l'équation suivante:

$$d = \sum_{j=1}^{N_F} \left[ \frac{1}{Cl_j} \sqrt{\sum_{i=1}^{Cl_j} \left( \frac{f_{j,i}^t - f_{j,i}^{t-1}}{f_{\max} - f_{\min}} \right)^2} \right] \quad (4.2)$$

où  $f_{j,i}^t$  et  $f_{j,i}^{t-1}$  représentent respectivement l'évaluation de la fonction  $j$  du meilleur individu dans le couloir  $i$  à la génération actuelle  $t$  et antérieure  $t-1$ ,  $f_{\min}$  et  $f_{\max}$  sont respectivement les valeurs minimale et maximale de la fonction objectif  $j$ ,  $N_F$  est le nombre de fonctions objectif et  $Cl_j$  est le nombre de couloirs suivant l'axe de la fonction objectif considérée. Ce paramètre est en fait une mesure de la progression moyenne des meilleurs individus dans les couloirs durant le passage d'une génération à une autre. Dans la pratique, nous utilisons le logarithme de cette

métrique pour assurer l'auto-adaptation de l'algorithme et définir le critère d'arrêt. Ainsi la métrique de progression est définie par l'équation suivante :

$$\xi = \text{Ln}(d) \quad (4.3)$$

L'utilisation du logarithme de  $d$  permet d'avoir une représentation quasi-linéaire de la progression des solutions. Tant que les meilleurs individus dans les couloirs sont loin du front de Pareto optimal, l'exploration de tout l'espace de recherche est donc essentielle, et l'on observe des sauts importants avec des variations élevées de  $d$  d'une génération à une autre. Mais au fur et à mesure qu'ils s'approchent du front de Pareto optimal, les variations de  $d$  deviennent de moins en moins importantes et une phase d'exploitation des solutions doit alors être initiée. Il est ainsi possible de spécifier des points de repères pour la métrique de progression  $\xi$ , à partir desquels l'algorithme pourra passer du mode exploration à celui de l'exploitation.

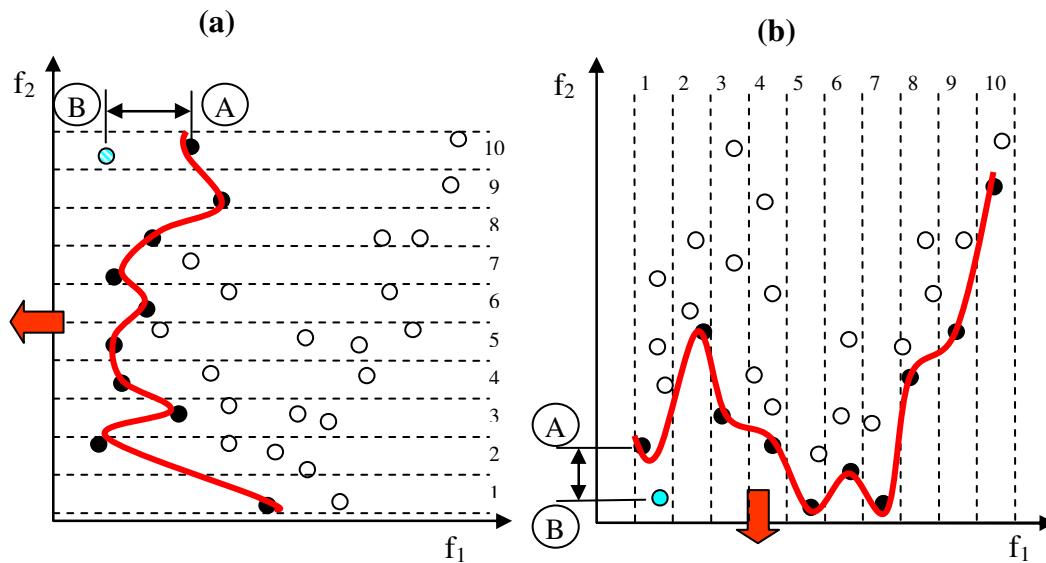


Figure 4.7 : Métrique de progression de la recherche.

#### 4.1.4 Critère d'arrêt du processus d'optimisation

L'algorithme d'optimisation doit arrêter la recherche si les solutions Pareto optimales sont trouvées. Mais en réalité, on ne connaît pas a priori ces solutions et donc il faut trouver d'autres

moyens pour arrêter la recherche. La métrique de progression présentée dans la section précédente peut ainsi aider à cette fin, en permettant de savoir si l'on a atteint le front de Pareto optimal ou que celui-ci est suffisamment approximé. Comme nous l'avons expliqué un peu plus haut, la valeur de  $d$  ne change pas beaucoup au voisinage du front de Pareto optimal et ainsi, la métrique de progression  $\xi$  reste relativement stable. L'on peut alors à ce moment décider de l'arrêt de la recherche des solutions. En général, on arrêtera la recherche lorsque la valeur de  $\xi$  est inférieure à limite imposée. Il faut cependant noter qu'en pratique, on déterminera en combinaison avec la métrique  $\xi$ , un critère alternatif pour arrêter le processus de l'optimisation, qui est le nombre maximal de générations admissible.

#### 4.1.5 Auto-adaptation de l'algorithme d'optimisation

L'auto-adaptation est le processus par lequel l'algorithme d'optimisation opère des choix dans sa stratégie de recherche des solutions optimales. En effet, pour être efficace, la recherche des solutions doit dans un premier temps permettre d'embrasser un vaste espace des solutions, c'est-à-dire faire de l'exploration. Et au fur et à mesure que l'algorithme converge vers les solutions optimales, la zone de recherche doit être rétrécie afin de se concentrer sur l'exploitation des solutions déjà trouvées. Cela signifie que l'algorithme doit pouvoir adapter les opérateurs génétiques durant le processus de recherche des solutions. Les techniques généralement mises en œuvre par les algorithmes évolutifs consistent à ajuster certains paramètres comme les taux de mutation ou de croisement, en offrant plus ou moins de chance à un enfant d'être muté ou à deux parents d'être croisés. L'algorithme proposé ici va au-delà de la simple modification des taux de croisement ou de mutation. Elle englobe également le choix du type d'opérateur de croisement ou de mutation à utiliser. La tâche devient alors double, car en plus de trouver les meilleures solutions, il faut également choisir les opérateurs appropriés. Les opérateurs de croisement et de mutation jouent un rôle capital dans les algorithmes évolutifs, parce qu'ils peuvent influencer considérablement leurs performances (Liepins et al., 1992). Il existe différentes techniques de croisement et de mutation qui peuvent être utilisés dans un algorithme évolutif (Herrera et al., 1998, Deb, 2002). Ces techniques présentent des performances différentes selon le type de problème à traiter ainsi que le moment de la recherche où elles sont mises en œuvre (i.e., au début ou vers la fin de la recherche). En principe, la mutation est réservée pour explorer l'espace de

solutions tandis que le croisement permet d'exploiter les solutions déjà existantes. Les opérateurs de croisement et de mutation qui utilisent le codage réel peuvent cependant, suivant les réglages de certains paramètres, permettre d'effectuer soit de l'exploration ou de l'exploitation. Pour comprendre cette propriété des opérateurs, considérons la figure 4.8 représentant les chromosomes de deux parents A et B.

Parent A	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$
Parent B	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$

Figure 4.8 : Chromosomes des parents.

Soit les gènes des parents A et B tels que  $x_{i,A}$  et  $x_{i,B} \in [X_i^{\min}, X_i^{\max}]$  où  $X_i^{\min}$  et  $X_i^{\max}$  sont respectivement les valeurs minimale et maximale que peuvent prendre les gènes  $i$ . Le croisement des deux parents A et B donne naissance à deux enfants C et D dont les chromosomes sont illustrés à la figure 4.9. Les gènes des enfants sont  $x'_{i,C}$  et  $x'_{i,D} \in [X_i^{\min}, X_i^{\max}]$ .

Enfant C	$x'_1$	$x'_2$	$x'_3$	$x'_4$	$x'_5$
Enfant D	$x'_1$	$x'_2$	$x'_3$	$x'_4$	$x'_5$

Figure 4.9 : Chromosomes des enfants.

Suivant l'opérateur de croisement utilisé, les gènes des enfants,  $x'_{i,C}$  ou  $x'_{i,D}$  peuvent se trouver dans l'une ou l'autre des trois régions possibles suivantes :  $[X_i^{\min}, x_{i,A}]$ ,  $[x_{i,A}, x_{i,B}]$  et  $[x_{i,B}, X_i^{\max}]$ . Ces régions sont illustrées sur la figure 4.10. Elles sont classées en zone d'exploration ou d'exploitation selon le degré de similitude du gène de l'enfant généré avec celui des parents (Herrera et al., 1998).

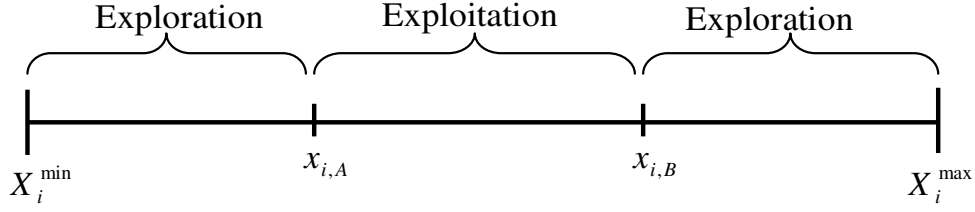


Figure 4.10 : Intervalles d'existence possible des gènes.

Ainsi la région  $[x_{i,A}, x_{i,B}]$  est considérée comme une zone d'exploitation car tout gène  $x'_{i,j}$  (où  $j = C, D$ ) d'un enfant qui y est généré portera des caractéristiques à peu près similaires à celle des deux parents. La condition de similitude énoncée par Herrera et al., (1998) est la suivante:

$$\max\{|x'_{i,j} - x_{i,A}|, |x'_{i,j} - x_{i,B}|\} \leq |x_{i,A} - x_{i,B}| \quad (4.4)$$

Le gène d'un enfant  $x'_{i,j}$  généré dans les autres régions  $[X_i^{\min}, x_{i,A}]$  et  $[x_{i,B}, X_i^{\max}]$  ne peut satisfaire à cette condition de similitude, il est donc différent de celui des parents. Ces régions sont qualifiées de zone d'exploration car elles permettent d'offrir une diversité génétique dans la population. La capacité des opérateurs de croisement à faire de l'exploitation ou de l'exploration est mise en œuvre dans le mécanisme de l'auto-adaptation qui est intégré à l'algorithme d'optimisation proposé. Une description des types d'opérateurs de croisement et de mutation utilisés dans l'algorithme d'optimisation proposé est donnée dans les sections qui suivent.

#### a) Croisement uniforme

Ce type de croisement qui est le plus simple, permet de générer deux enfants à partir de deux parents. Il consiste à sélectionner aléatoirement pour chaque position  $i$  des deux chromosomes parents (avec une probabilité égale à  $1/2$ ), de quel parent proviendra le gène correspondant chez chaque enfant. Ainsi le gène de chaque enfant est déterminé par un choix uniforme aléatoire selon la procédure suivante :

$$x'_{i,j} = \begin{cases} x_{i,A} & \text{si } u = 0 \\ x_{i,B} & \text{si } u = 1 \end{cases} \quad (4.5)$$

avec  $u$  un nombre aléatoire qui prend les valeurs binaires 0 ou 1. Les variables  $x'_{i,j}$ ,  $x_{i,A}$  et  $x_{i,B}$  ont été décrites dans la section 4.2.1, où  $j = C, D$  sont les enfants, A et B sont les parents.

Le croisement uniforme offre une grande capacité d'exploration de l'espace des solutions par une recherche aléatoire.

### b) Croisement arithmétique

Le croisement arithmétique introduit par Michalewicz (1996), est basé sur la combinaison linéaire des gènes des deux parents pour donner deux enfants, selon les équations suivantes :

$$\begin{cases} x'_{i,C} = \lambda \cdot x_{i,A} + (1 - \lambda) \cdot x_{i,B} \\ x'_{i,D} = \lambda \cdot x_{i,B} + (1 - \lambda) \cdot x_{i,A} \end{cases} \quad (4.6)$$

avec  $\lambda \in [0,1]$ .

L'intérêt d'utiliser cet opérateur vient de sa capacité à effectuer une exploration ou une exploitation dans l'espace des solutions, contrôlée par la valeur du paramètre  $\lambda$ . Ainsi pour toute valeur de  $\lambda$  telle que  $0 \leq \lambda \leq 1$ , le croisement introduit une exploitation des solutions. Si  $\lambda < 0$  ou  $\lambda > 1$ , le croisement introduit de l'exploration de l'espace des solutions. La figure 4.11 illustre le croisement arithmétique pour différentes valeurs du paramètre  $\lambda$ . Contrairement au croisement uniforme, le croisement arithmétique offre la possibilité d'une recherche locale. Cependant, l'utilisation de ce type de croisement nécessite la mise en place d'un mécanisme pour prévenir que les gènes générés ne soient en dehors des limites des valeurs maximale et minimale admissibles.

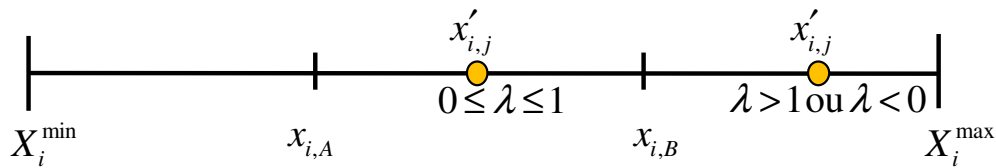


Figure 4.11 : Croisement arithmétique.

### c) Mutation aléatoire

La mutation aléatoire proposée par Michalewicz (1996), est un opérateur simple qui consiste à créer une solution aléatoirement dans l'espace de recherche. La mutation d'un enfant est réalisée en utilisant l'équation suivante :

$$x''_{i,j} = r_i (X_i^{\max} - X_i^{\min}) \quad (4.7)$$

où  $r_i \in [0,1]$  est un nombre généré aléatoirement,  $x''_{i,j}$  est le gène muté. D'après l'équation 4.7, le gène muté  $x''_{i,j}$  a une valeur qui est totalement indépendante des valeurs des gènes des enfants issus du croisement  $x'_{i,j}$ . Cet opérateur offre la possibilité de restreindre la zone d'existence du gène muté au voisinage de la solution actuelle, avec une probabilité de distribution uniforme :

$$x''_{i,j} = x'_{i,j} + (r_i - 0,5) \cdot \Delta_i \quad (4.8)$$

où  $\Delta_i$  est la perturbation maximale admissible du gène  $i$ . Pour éviter que la solution ne soit générée en dehors du domaine admissible, il a été défini la perturbation maximale  $\Delta_i$  selon l'équation suivante :

$$\Delta_i = \min(\delta_1, \delta_2) \quad (4.9)$$

où :

$$\begin{aligned} \delta_1 &= x'_{i,j} - X_i^{\min} \\ \delta_2 &= X_i^{\max} - x'_{i,j} \end{aligned} \quad (4.10)$$

L'opérateur de mutation aléatoire est surtout utilisé en mode exploration au début de la recherche pour générer une population diversifiée dans l'espace des solutions faisables.

### d) Mutation probabiliste

Nous avons introduit une nouvelle mutation appelée "*mutation probabiliste*", et qui s'inspire de la mutation arithmétique présentée par Michalewicz (1998), en introduisant un paramètre de réglage  $\gamma$ . Selon la valeur de  $\gamma$ , il est possible de faire de l'exploitation des solutions déjà existantes en générant un enfant  $x''_{i,j}$  aussi proche que possible de  $x'_{i,j}$ . Ce paramètre  $\gamma$  est



toujours un nombre pair. Pour éviter de générer des gènes en dehors du domaine admissible, on définit les paramètres  $\delta_1$  et  $\delta_2$  tels que :

$$\begin{aligned}\delta_1 &= x'_{i,j} - X_i^{\min} \\ \delta_2 &= X_i^{\max} - x'_{i,j}\end{aligned}\quad (4.11)$$

La mutation procède de la façon suivante :

Générer un nombre aléatoire  $r_i \in [0, 1]$ ;

Si  $r_i > 0,5$  alors,

$$x''_{i,j} = x'_{i,j} + (r_i - 0,5)^\gamma \cdot \delta_2 \quad (4.12)$$

Sinon

$$x''_{i,j} = x'_{i,j} - (r_i - 0,5)^\gamma \cdot \delta_1 \quad (4.13)$$

Pour une valeur donnée de  $\gamma$ , la valeur du gène muté va exister dans une zone centrée sur la valeur initiale. La figure 4.13 illustre les plages d'existence possible de l'enfant muté en fonction du paramètre  $\gamma$ . Si la valeur du gène à muter est égale à la limite supérieure  $X_i^{\max}$ , alors l'opérateur génère un enfant muté dont la valeur est inférieure à  $X_i^{\max}$ . Par contre, si la valeur du gène à muter est égale à la limite inférieure ( $X_i^{\min}$ ), alors la mutation fournira un gène supérieur à  $X_i^{\min}$ . Dans tous les cas, cet opérateur permet de générer des solutions toujours comprises dans l'intervalle d'existence possible du gène considéré.

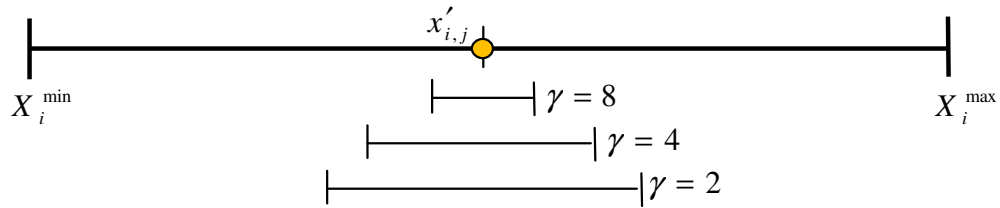


Figure 4.12 : Mutation probabiliste.

L'auto-adaptation de l'algorithme durant le processus d'optimisation peut être réalisée en utilisant des opérateurs différents à chaque stade de l'évolution de la recherche. Pour la mise en

œuvre de ce principe, le critère de décision pour passer d'un type d'opérateur à un autre sera basé sur la métrique de progression  $\xi$  présentée au paragraphe 4.1.3. Si au cours d'une génération  $\xi$  varie énormément, cela indique que l'algorithme doit être en mode exploration. Au fur et à mesure que la valeur de  $\xi$  diminue, il convient de passer en mode exploitation puisque cela donne l'indication que l'on s'approche de la zone du front de Pareto optimal. Entre les deux, nous avons défini un mode intermédiaire appelé "*hybride*" qui consiste à combiner l'exploration et l'exploitation afin de s'assurer qu'on n'est pas en présence d'un front local. Les trois modes d'opération combinent les opérateurs génétiques selon des schémas qui sont expliqués dans les paragraphes suivants :

#### **a) Mode d'exploration**

Durant la phase de l'exploration, l'algorithme effectue une recherche presque aléatoire afin d'explorer au maximum l'espace des solutions. Le croisement uniforme et la mutation aléatoire ont été utilisés pour réaliser l'exploration de l'espace des solutions. Dans le travail présenté dans ce document, nous utilisons un fort taux de mutation ( $p_m = 0.9$ ) contre un faible de taux de croisement ( $p_c = 0.1$ ).

#### **b) Mode d'exploitation**

La phase de l'exploitation vise à limiter l'exploration et à se concentrer d'avantage sur les solutions déjà existantes en vue d'exploiter leurs caractéristiques génétiques. Il est donc important de réduire le taux de mutation (e.g.,  $p_m = 0.1$ ), et d'accentuer le croisement en utilisant un taux plus élevé ( $p_c = 0.9$ ). Les opérateurs appropriés pour réaliser l'exploitation sont le croisement arithmétique et la mutation probabiliste. Pour une exploitation effective des parents, le paramètre  $\lambda$  du croisement arithmétique a été fixé à  $\lambda = 0.5$  tandis que le paramètre  $\gamma$  de l'opérateur de mutation probabiliste a été fixé à  $\gamma = 6$ .

#### **c) Mode hybride**

La robustesse de l'algorithme est améliorée en utilisant le mode hybride. Il fait appel aux opérateurs de croisement uniforme et de mutation probabiliste. Le croisement uniforme permet d'assurer l'exploration tandis que la mutation probabiliste permet l'exploitation des solutions.

Ainsi, la combinaison des deux effets permet de s'assurer que l'algorithme ne reste pas piégé dans un minimum local, en induisant un effet exploratoire de faible ampleur. Dans le mode hybride, la probabilité de croisement a été fixée à  $p_c = 0,5$ , tandis que celle de la mutation est fixée à  $p_m = 0,5$ .

Le tableau 4.1 résume les conditions de la mise en œuvre des différents modes de recherche. Les expériences ont montré qu'en général, ces valeurs ne changent pas énormément en fonction des problèmes à traiter, et peuvent donc être utilisés pour tous les types de problèmes.

Tableau 4.1 : Stratégies de recherche des solutions.

Phases de la recherche	Métrique de progression
Exploration	$\xi \geq -8$
Hybride	$-12 \leq \xi \leq -8$
Exploitation	$-18 \leq \xi \leq -12$
Arrêt	$\xi \leq -18$

#### 4.1.6 Gestion des contraintes

L'optimisation des systèmes énergétiques fait face à des problèmes complexes qui sont souvent très contraints, ce qui a pour effet de limiter les solutions possibles à l'intérieur de l'espace défini par les variables de décision. Il existe en général deux types de contraintes : les contraintes dites "*dures*" (i.e., les contraintes physiques du système) et les contraintes dites "*souples*" (i.e., les contraintes imposées par l'utilisateur). Pour les premières citées, il est clair que si elles ne sont pas satisfaites, l'optimisation peut donner des solutions infaisables (e.g., impossibilité thermodynamique). Il s'avère cependant indispensable de tenir compte des solutions infaisables durant le processus d'optimisation. En effet, pour les problèmes très contraints, il est souvent difficile de trouver une seule solution qui respecte toutes les contraintes au début de la recherche. Ainsi, des mécanismes adaptés doivent être mis en œuvre pour exploiter certaines solutions infaisables, qui participeront à la recherche des solutions faisables.

Nous avons implémenté dans l'algorithme d'optimisation présenté dans ce document, une méthode de gestion des contraintes qui permet de sélectionner les meilleures solutions infaisables. Cette méthode classe les solutions infaisables selon le principe de dominance de Pareto, et utilise les deux fonctions objectif suivantes :

$$\begin{aligned} \text{Minimiser } \Psi &= \sum_{i=1}^N V(C_i) \\ \text{Minimiser } I &= \sum_{i=1}^N |\Delta C_i| \end{aligned} \quad (4.14)$$

où  $\Psi$  est le nombre de contraintes qui sont violées,  $I$  est l'intensité de la violation des contraintes,  $N$  est le nombre total des contraintes,  $C_i$  désigne la contrainte  $i$  et  $|\Delta C_i|$  désigne la valeur absolue de la différence entre la valeur calculée de la contrainte et la limite imposée. Le terme  $V(C_i)$  est exprimé selon l'équation suivante :

$$V(C_i) = \begin{cases} 1 & \text{si la contrainte } C_i \text{ est violée} \\ 0 & \text{dans le cas contraire} \end{cases} \quad (4.15)$$

En classant les solutions infaisables selon le concept de dominance de Pareto, différents groupes de non domination seront ainsi constitués. Les éléments du premier groupe sont meilleurs que ceux du second groupe, ces derniers étant à leur tour meilleurs que les éléments du troisième groupe et ainsi de suite. Après avoir classées toutes les solutions infaisables, certaines d'entre elles sont alors sélectionnées pour participer à la recherche. Le nombre de solutions infaisables à insérer dans la population est déterminé par l'utilisateur. Ce mécanisme de gestion des contraintes est différent de la méthode utilisant la *fonction pénalité* (Michalewicz, 1998). Il présente l'avantage de ne pas utiliser un paramètre de réglage tel que le coefficient de pénalité dont le choix de la pondération requière de l'utilisateur une connaissance a priori du problème.

## 4.2 Application et analyse de la méthode d'optimisation proposée

Avant d'appliquer la méthode proposée à l'optimisation de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2, il est nécessaire de procéder à sa validation en utilisant des problèmes de

test bien connus dont les solutions serviront de base de comparaison avec les résultats de l'optimisation.

#### 4.2.1 Résolution des problèmes de test numériques

L'algorithme d'optimisation a été utilisé pour optimiser deux problèmes de test numériques, à savoir les problèmes OSY (Osyczka et Kundu, 1995) et TNK (Tanaka, 1995), qui comportent chacun deux fonctions objectif à minimiser. La description complète de ces problèmes est présentée dans le tableau 4.2.

Tableau 4.2 : Problèmes tests.

Problème	Domaine de variation des variables	Fonctions objectif $f_i(x)$ et contraintes $C_j(x)$
TNK	$x_1 \in [0, \pi]$ $x_2 \in [0, \pi]$	$f_1(x) = x_1$
		$f_2(x) = x_2$
		$C_1(x) = x_1^2 + x_2^2 - 1 - 0,1 \cos\left(16 \arctan \frac{x_1}{x_2}\right) \geq 0$
		$C_2(x) = (x_1 - 0,5)^2 + (x_2 - 0,5)^2 \leq 0,5$
OSY	$x_1 \in [0, 10]$ $x_2 \in [0, 10]$ $x_3 \in [1, 5]$ $x_4 \in [0, 6]$ $x_5 \in [1, 5]$ $x_6 \in [0, 10]$	$f_1(x) = -\left[25(x_1 - 2)^2 + (x_2 - 2)^2 + (x_3 - 1)^2 + (x_4 - 4)^2 + (x_5 - 1)^2\right]$
		$f_2(x) = x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 + x_4^2 + x_5^2 + x_6^2$
		$C_1(x) = x_1 + x_2 - 2 \geq 0$
		$C_2(x) = 6 - x_1 - x_2 \geq 0$
		$C_3(x) = 2 - x_2 + x_1 \geq 0$
		$C_4(x) = 2 - x_1 + 3x_2 \geq 0$
		$C_5(x) = 4 - (x_3 - 3)^2 - x_4 \geq 0$
		$C_6(x) = (x_5 - 3)^2 + x_6 - 4 \geq 0$

Les paramètres suivants de l'algorithme ont été réglés en vue de l'optimisation des deux problèmes :

- Taille de la population : 100
- Nombre de couloirs : 80x80
- Critère d'arrêt :  $\xi \leq -15$  ou nombre de générations  $N = 1000$

Le front de Pareto optimal du problème OSY est la concaténation de cinq régions, chaque région se trouvant à l'intersection de certaines contraintes du problème. Les difficultés liées à l'optimisation de ce problème ont déjà été discutées à la section 3.6.3. Elles concernent notamment le maintien des sous-populations autour des intersections des contraintes dans la région optimale de Pareto. La figure 4.13 présente les résultats de l'optimisation du problème OSY en utilisant la méthode proposée dans le cadre de cette thèse. Les résultats obtenus par l'algorithme NSGA-II sont également présentés sur cette même figure à des fins de comparaisons. Il faut noter que les paramètres du NSGA-II ont été fixés identiques à ceux de notre algorithme, notamment en ce qui a trait à la taille de la population initiale et au nombre de générations.

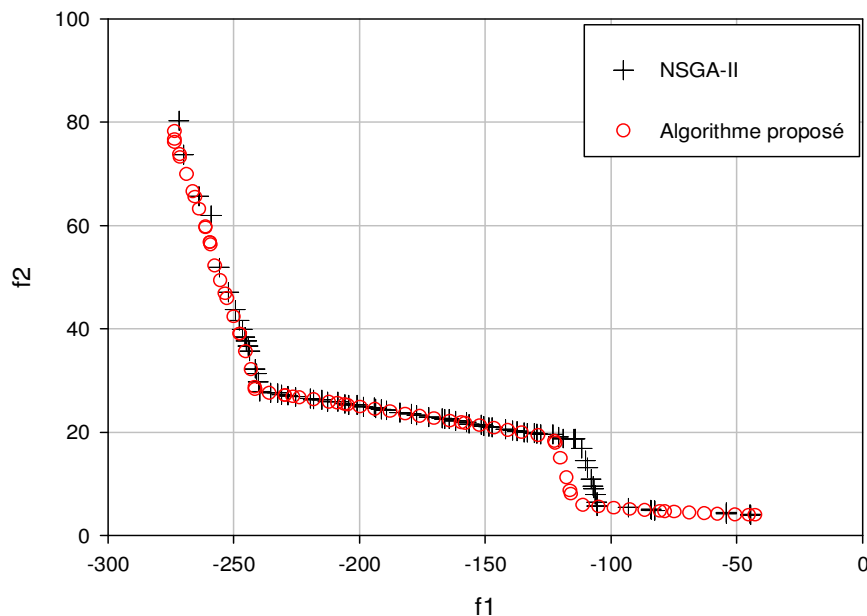


Figure 4.13 : Optimisation du problème OSY.

En comparant cette figure avec la zone D-E de la figure 3.7, on remarque que l'algorithme proposé présente de meilleures performances par rapport au NSGA-II en termes de convergence

vers le front de Pareto optimal. Par exemple, le NSGA-II n'a pas pu converger convenablement à l'issue du nombre de générations fixé. De plus, on note que l'algorithme proposé présente une meilleure distribution des solutions sur le front de Pareto par rapport au NSGA-II. Quant au problème TNK, celui-ci présente des contraintes qui rendent le front de Pareto discontinu. En effet, les solutions Pareto optimales sont disposées sur la frontière de la première contrainte qui est une fonction périodique. Et puisque la seconde contrainte doit aussi être satisfaite, les solutions sur la frontière de la première contrainte ne peuvent donc toutes être Pareto optimales. C'est ce qui crée la discontinuité sur le front de Pareto, rendant ainsi difficile la distribution adéquate des solutions sur toutes ses portions. On remarque cependant que la méthode d'optimisation que nous avons développée offre une meilleure performance par rapport à l'algorithme NSGA-II. Les résultats de l'optimisation du problème TNK sont présentés à la figure 4.14.

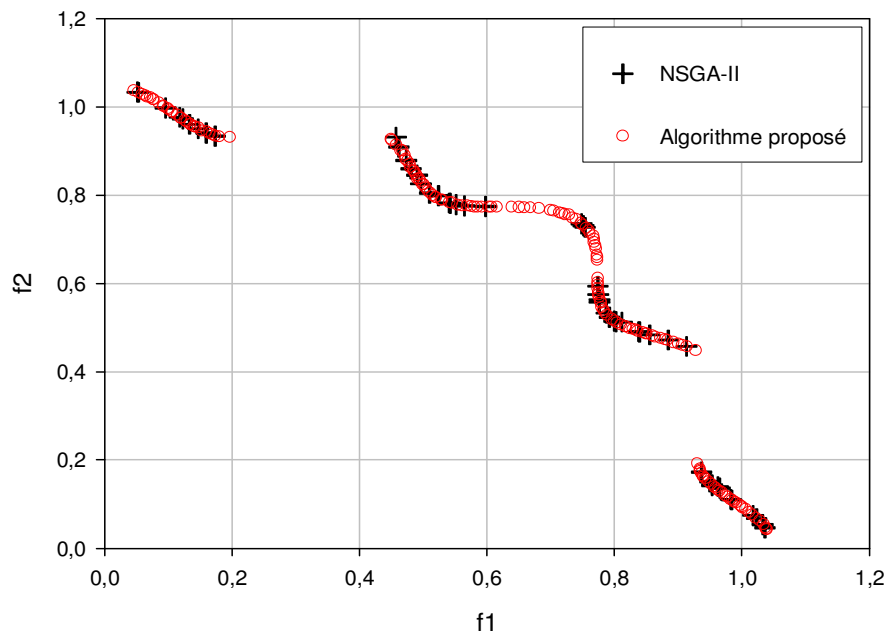


Figure 4.14 : Optimisation du problème TNK.

En comparant les solutions obtenues d'une part à l'aide de l'algorithme NSGA-II, et d'autre part par l'algorithme proposé, il est clair que les résultats de l'algorithme proposé dans ce document sont meilleurs en termes de convergence vers le front de Pareto optimal et d'une bonne

distribution des solutions sur le front de Pareto. La méthode de division de l'espace des fonctions objectif en couloirs d'observation offre plusieurs avantages et permet à l'algorithme de traiter efficacement les problèmes quelle que soit la complexité du front de Pareto qu'ils présentent.

Les résultats de l'optimisation pour d'autres problèmes de test numériques sont également présentés dans l'Annexe 2. Il s'agit des problèmes SRN de Srinivas et Deb (1995), BNH de Binh et Korn (1997), ZDT4 de Zitzler et al., (2000), CTP7 de Deb et al., (2000b). Ce sont des problèmes multi-objectif avec deux fonctions objectifs à minimiser. La description de ces problèmes est présentée dans l'Annexe 1. Les performances de la méthode d'optimisation proposée sont analysées dans les sections suivantes, dont l'évolution de la population durant le processus d'optimisation, les effets du nombre des couloirs ainsi que la vitesse de stabilisation du pas de couloirs.

#### **4.2.2 Évolution de la population durant le processus d'optimisation**

L'évolution de la population durant l'optimisation du problème est illustrée sur la figure 4.15 à l'aide du problème TNK. Sur cette figure sont représentées les solutions faisables, les meilleures solutions dans les couloirs ainsi que les solutions infaisables. Les solutions faisables respectent toutes les contraintes du problème, tandis que les solutions infaisables violent au moins une de ces contraintes. Durant la première génération, il y a beaucoup plus de solutions infaisables que de solutions faisables (e.g., il ya 4 solutions faisables pour une population de 100 individus), à cause de l'effet conjugué de la génération aléatoire de la population et des contraintes du problème. Le mécanisme de gestion des contraintes permettant la prise en compte des solutions infaisables fait que dès la 10<sup>ème</sup> génération, la population des solutions faisables augmente considérablement, permettant ainsi d'avoir suffisamment de ressources pour poursuivre la recherche des meilleures solutions. Vers la 50<sup>ème</sup> génération, la frontière de l'espace des solutions faisables commence à se former et sa population continue d'accroître. Aux environs de 150 générations, la population des solutions faisables est plus importante que celle des solutions infaisables, et la frontière de l'espace des solutions faisables est clairement délimitée, séparant ainsi les deux zones (i.e., faisable et infaisable).



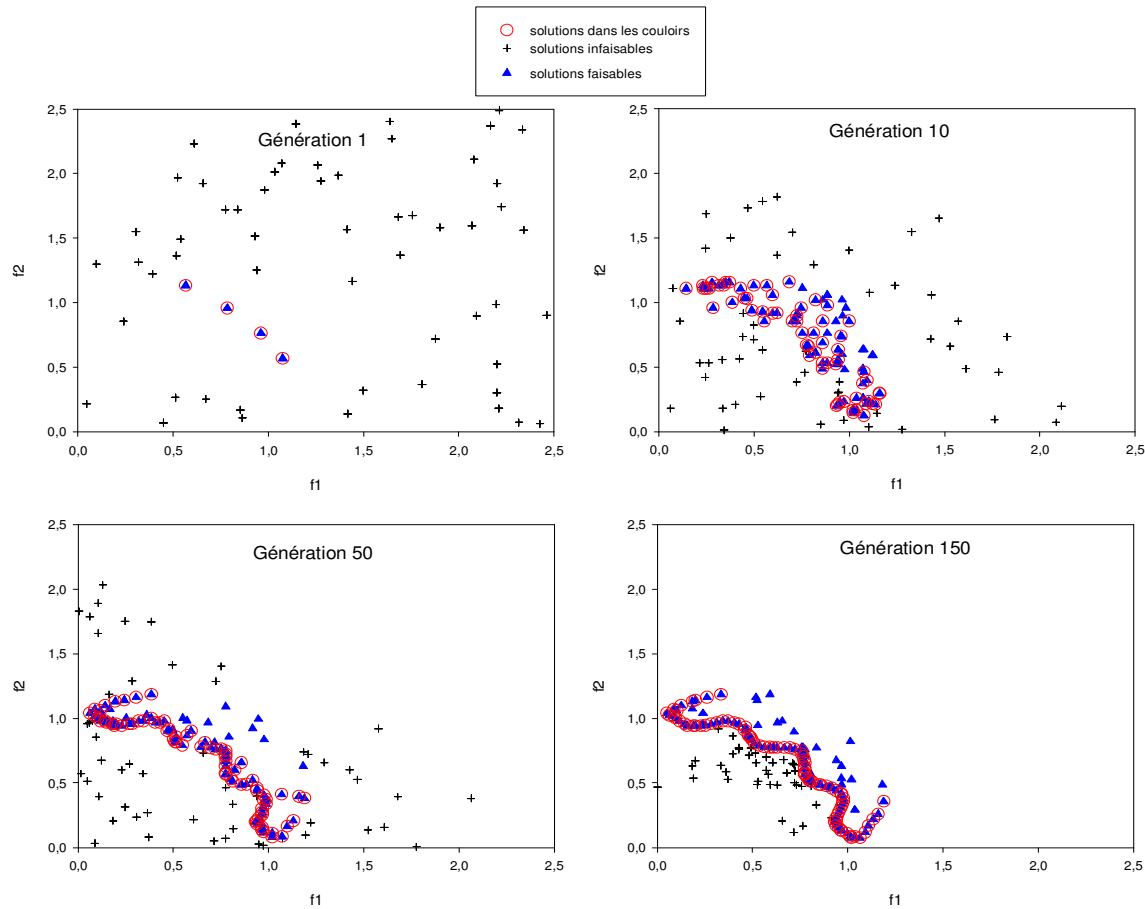


Figure 4.15 : Évolution de la population durant l'optimisation.

La technique des couloirs offre ainsi une vitesse de convergence plus élevée, en même temps qu'elle assure une bonne diversité de la population.

### 4.2.3 Effets du nombre des couloirs sur la convergence des solutions

Le choix du nombre de couloirs est important et doit faire un certain compromis entre la vitesse de convergence des solutions et une bonne diversité de la population (Dipama et al., 2009a). Le problème TNK a été optimisé en utilisant une population initiale de 100 individus, et un nombre maximal de 1000 générations. Les résultats de l'optimisation sont présentés à la figure 4.16. où quatre cas de couloirs ont été considérés : 10x10, 25x25, 50x50 et 100x100 couloirs. Les résultats montrent que pour un faible nombre de couloirs (e.g., 10x10), l'algorithme converge

difficilement vers le front optimal de Pareto. De plus, on note que la distribution des solutions est assez irrégulière. Le pas des couloirs étant très large, il est alors plus difficile de capter dans les moindres détails tous les aspects du contour de la frontière des solutions faisables. Par contre, si le nombre de couloirs est élevé (e.g., 100x100 couloirs), l'algorithme dispose alors suffisamment d'échantillons caractéristiques de la frontière des solutions faisables. Cela permet de vaincre les difficultés d'optimisation souvent liées aux configurations complexes des frontières de Pareto. L'utilisation d'un grand nombre de couloirs peut cependant augmenter le temps de calcul, et il est donc nécessaire de faire le bon choix pour réaliser le meilleur compromis entre le temps de calcul et la qualité des solutions trouvées.

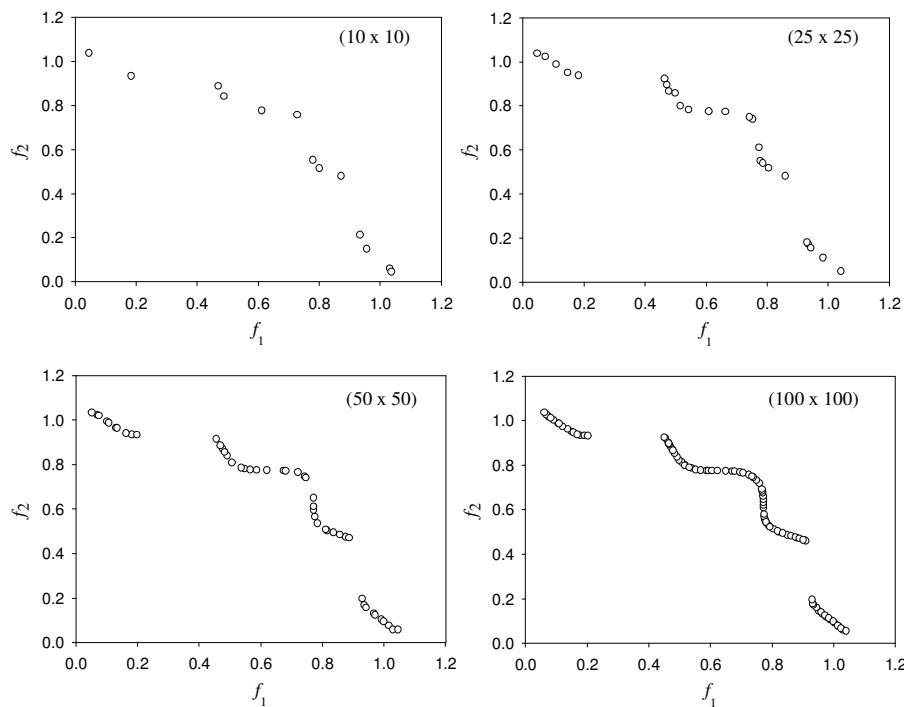


Figure 4.16 : Effets du nombre de couloirs sur la convergence des solutions.

#### 4.2.4 Vitesse de stabilisation du pas des couloirs

La capacité de l'algorithme à fixer rapidement le pas des couloirs est illustrée sur la figure 4.17. Il représente la taille du pas en fonction du nombre de générations. Au début de la recherche, lorsque toute la région faisable n'est pas encore échantillonnée, le pas des couloirs varie beaucoup d'une génération à une autre. Un individu appartenant à un couloir donné peut changer

de couloir dans la génération suivante. La métrique de progression qui a été présentée à la section 4.1.2 ne peut donc être appliquée en ce moment-là pour faire l'auto-adaptation. En général, les limites du contour de l'espace des solutions faisables sont rapidement définies (environ 20 générations) et les pas des couloirs sont ainsi stabilisés. À partir de ce moment, un individu appartenant au front de Pareto ne peut plus être perdu puisqu'il restera toujours le meilleur individu dans le couloir. Cette propriété de l'algorithme est une nette amélioration par rapport au NSGA-II (Deb, 2001) qui a l'inconvénient de perdre même des solutions Pareto optimales lors du processus de l'optimisation. Sur la figure 4.17 on remarque que les limites de la zone de recherche suivant l'axe de la fonction objectif  $f_2$  sont trouvées en moins de cinq générations et celles suivant l'axe de la fonction objectif  $f_1$  en moins de vingt générations.

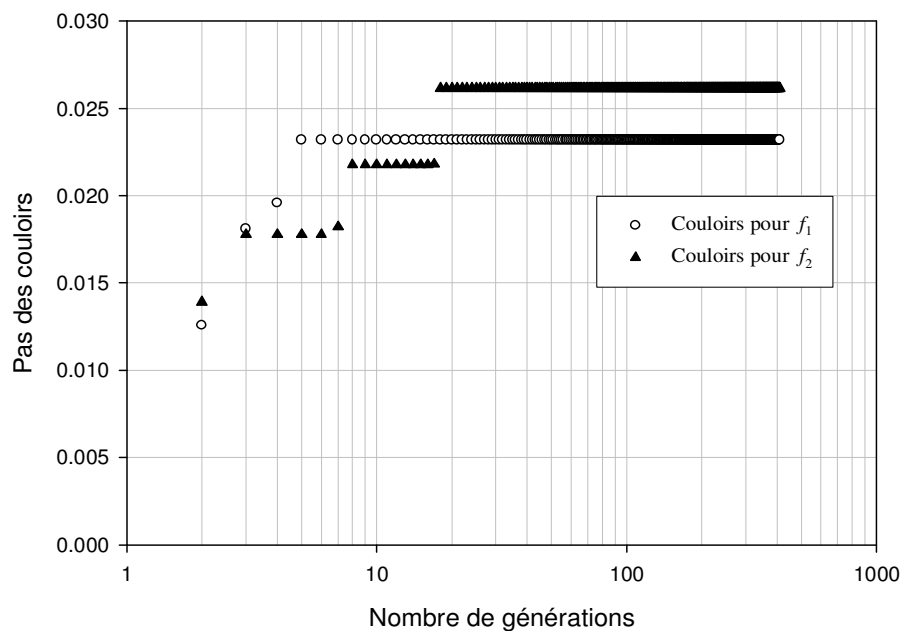


Figure 4.17 : Vitesse de stabilisation du pas des couloirs.

Avant d'appliquer la méthode proposée pour l'optimisation de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2, nous allons traiter dans le chapitre qui suit deux cas de systèmes énergétiques afin de valider cette méthode. Il s'agit d'une centrale thermique de cogénération destinée à fournir de l'électricité et de la vapeur, qui a été initialement résolu par Valero et al.,

(1994) selon l'approche thermo-économique avec un seul objectif. L'autre problème est une centrale thermique de puissance, qui a été initialement optimisée en utilisant une technique combinant le pincement thermique et le rendement exergetique par Sefidi et al., (2006).

## CHAPITRE 5 VALIDATION DE L'ALGORITHME D'OPTIMISATION

La technique d'optimisation développée dans le cadre de cette thèse vise à traiter des applications réelles, notamment dans le domaine des centrales thermiques de puissance. La méthode a été présentée dans le précédent chapitre, où des problèmes de test numériques ont été optimisés avec des résultats satisfaisants. Le présent chapitre sera consacré à la validation de la méthode proposée en traitant deux systèmes énergétiques dont les résultats obtenus pourront être comparés avec ceux fournis par d'autres méthodes.

### 5.1 Configuration de l'optimiseur

L'optimisation des systèmes énergétiques requière un couplage de l'optimiseur avec un simulateur approprié pour déterminer les états thermodynamiques en fonctions des variations de paramètres d'optimisation.

#### 5.1.1 Couplage de l'optimiseur avec un simulateur de procédés

La structure générale du dispositif d'optimisation est présentée à la figure 5.1. Il comporte essentiellement le module d'optimisation qui a été développé sous VBA (Visual Basic for Applications) et le simulateur sous Matlab (version R2007b). Pour l'échange d'informations entre les deux modules, une interface de communication basée sur le protocole "DDE" (Dynamic Data Exchange) a été utilisée. Le simulateur joue le rôle de client tandis que l'optimiseur est le serveur. C'est le simulateur qui initie le cycle de l'optimisation en envoyant une requête à l'optimiseur. Celui-ci génère alors une nouvelle population de solutions qu'il affiche dans un "*fichier de données*". Le simulateur accède alors à ces données qu'il utilise pour calculer les états thermodynamiques des fluides et évaluer les fonctions objectif et les contraintes relatives à chaque solution générée. Ces résultats sont reportés sur un "*fichier de résultats*" et sont accessibles par l'optimiseur. L'optimiseur fait un traitement des données reçues et effectue la sélection des meilleures solutions en vue de créer une nouvelle population à travers les opérations de croisement et de mutation.

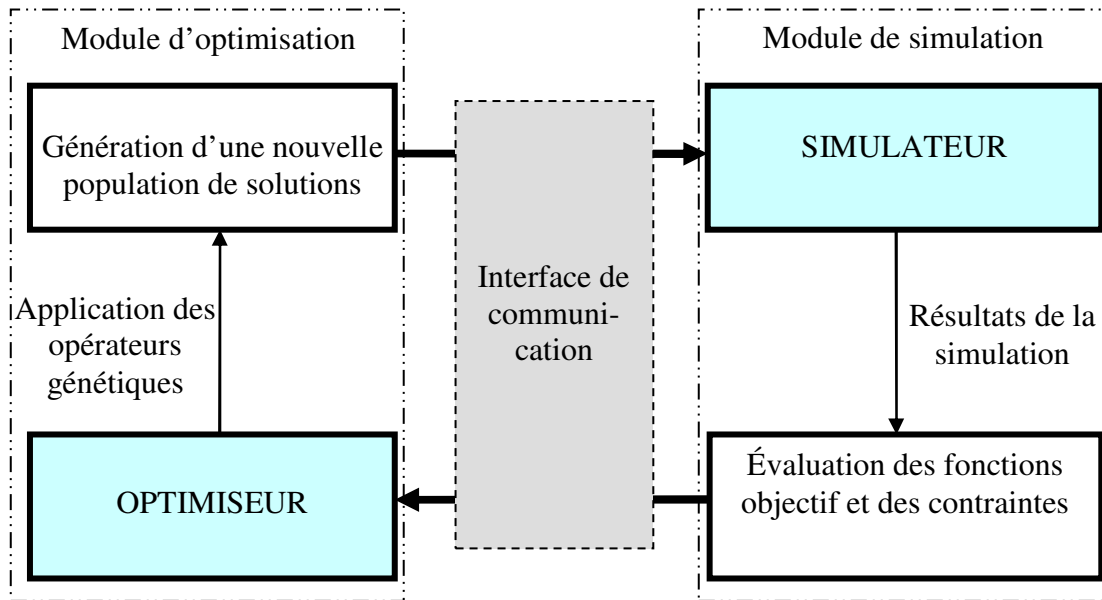


Figure 5.1 : Architecture du dispositif d'optimisation.

De nouvelles solutions sont alors générées et affichées dans le fichier de données, initiant ainsi un nouveau cycle de simulation. Le processus se répète ainsi jusqu'à ce que le critère d'arrêt spécifié soit atteint.

### 5.1.2 Validation de la librairie thermodynamique utilisée

Le simulateur intègre une librairie thermodynamique pour les propriétés de l'eau et de la vapeur nommée "XSteam" (Holmgren, 2006). Elle facilite l'utilisation des tables de propriétés dans les simulations dynamiques. XSteam est implémenté sous matlab et emploie la nouvelle formulation industrielle pour des tables de vapeur appelée "IAPWS"<sup>4</sup>, pour les propriétés thermodynamiques de l'eau et de la vapeur (IAPWS-IF97). IAPWS-IF97 améliore de manière significative l'exactitude et la vitesse du calcul des propriétés thermodynamiques. Pour valider XSteam, nous

---

<sup>4</sup> International Association for the Properties of Water and Steam

avons comparé les résultats qu'il donne pour quelques propriétés thermodynamiques de la vapeur prises arbitrairement avec ceux fournis par les tables de propriétés (Granet et al., 2000). Les résultats de la comparaison sont présentés dans le tableau 5.1 et montrent que les différences entre les résultats obtenus sont négligeables. L'application XSteam peut donc être utilisée pour effectuer les calculs dans le cadre de la présente étude.

Tableau 5.1 : Comparaison des propriétés thermodynamiques.

Données	Table des propriétés	Librairie XSteam	Différence (%)
	h (kJ/kg) s(kJ/kg.K)	h (kJ/kg) s(kJ/kg.K)	
Vapeur surchauffée	h = 2935,0	h = 2935,68	0,023
P = 1,2 MPa, T = 250 °C	s = 6,8294	s = 6,8314	0,029
Liquide comprimé	h = 678,12	h = 678,14	0,0029
P = 5 MPa, T = 160 °C	s = 1,9375	s = 1,9375	0,000
Liquide saturé à 30 °C	h = 125,79	h = 125,745	0,035
	s = 0,4369	s = 0,4368	0,023
Vapeur saturé à 30 °C	h = 2556,3	h = 2555,6	0,027
	s = 8,4533	s = 8,4521	0,014
Vapeur saturée à 260 °C	h = 2796,9	h = 2796,64	0,009
	s = 6,0019	s = 6,0017	0,003
Liquide saturée à 260 °C	h = 1134,37	h = 1134,83	0,040
	s = 2,8838	s = 2,8847	0,031

## 5.2 Optimisation d'un système de cogénération

La centrale thermique de cogénération que nous allons traiter est un problème d'optimisation bien connu de la littérature, qui a reçu le nom de problème "CGAM", dérivé des initiales des noms de ses auteurs (Valero et al., 1994).

### 5.2.1 Présentation du système de cogénération

Le schéma simplifié du système de cogénération est illustré à la figure 5.2. Il se compose d'une turbine à gaz (GT), d'un préchauffeur d'air (APH), d'une chambre de combustion (CC) d'un compresseur d'air (AC) et d'un générateur de vapeur à récupération de chaleur (HRSG).

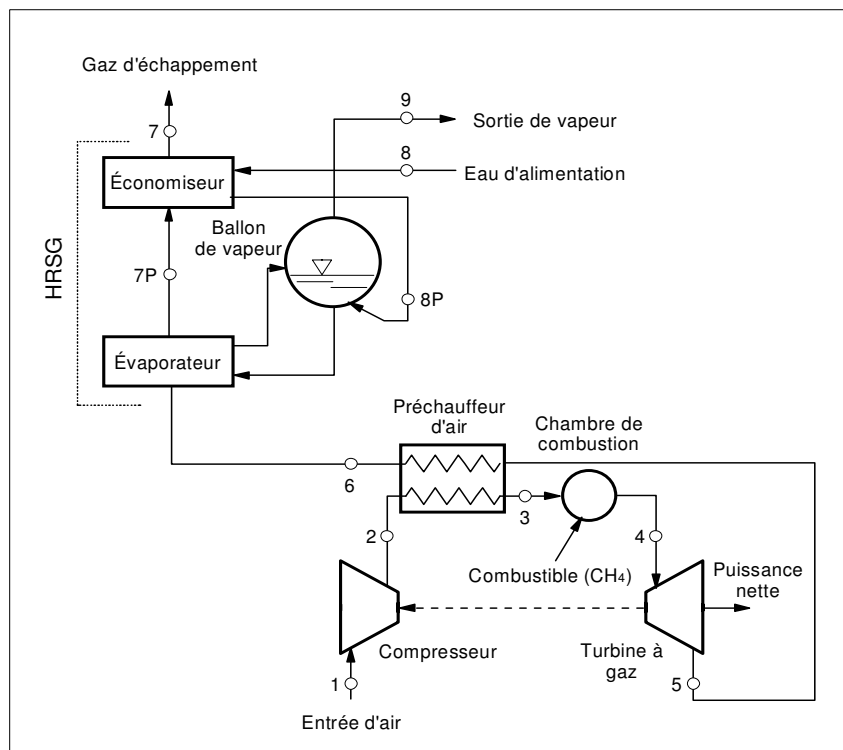


Figure 5.2 : Schéma simplifié d'un système de cogénération.

Le combustible utilisé est du gaz naturel dont le pouvoir calorifique est  $PCI = 50000 \text{ kJ/kg}$ . Les profils des températures dans le préchauffeur d'air ainsi que dans le générateur de vapeur sont présentés à la figure 5.3.

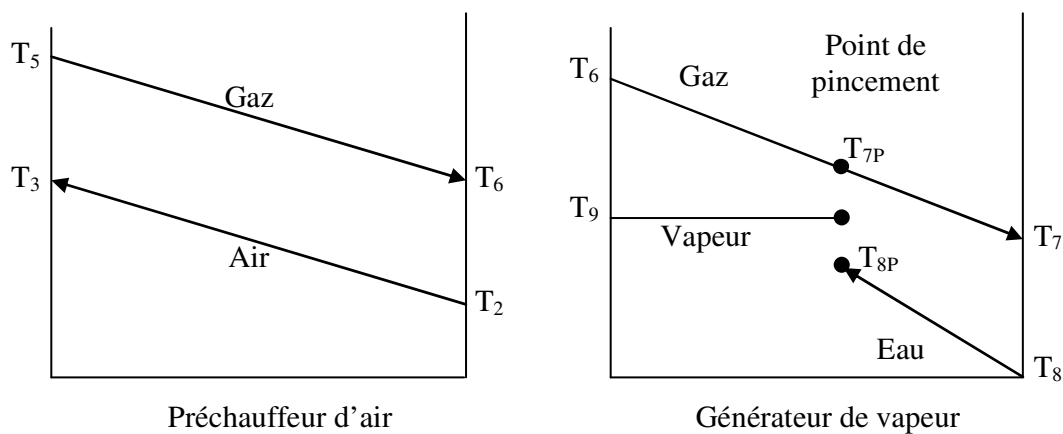


Figure 5.3 : Profils de température dans le système de cogénération.



La différence entre la température de pincement  $T_{8p}$  et la température de la vapeur est due au fait que l'eau entrant dans le ballon de vapeur peut être hautement sous-refroidie. Pour éviter la corrosion, la température de l'eau d'alimentation à l'entrée du tambour à vapeur doit être plus élevée que la température de rosée de l'acide sulfurique. La température de sortie va dépendre de la quantité de chaleur récupérée par l'économiseur, qui en retour dépend des dimensions géométriques de ce dernier. Les propriétés thermophysiques des fluides aux différents points du système, les équations qui décrivent son comportement (modèle physique), les équations utilisées pour évaluer les coûts des équipements (modèle économique) et les équations d'états utilisées pour calculer les propriétés thermodynamiques (modèle thermodynamique) sont présentées à l'Annexe 3.

### 5.2.2 Les fonctions objectif du problème

Les objectifs visés dans ce problème sont l'optimisation simultanée de l'efficacité exergetique et le coût total de l'installation, lorsque celle-ci produit une puissance électrique de 30 MW et de la vapeur saturée à 14 kg/s sous la pression de 20 bars. On considère ici que le rendement du générateur électrique est de 100%. La formulation mathématique des fonctions objectif est exprimée par les équations suivantes :

- Maximiser l'efficacité exergetique

$$\mathcal{E} = \frac{\dot{W}_{net} + \dot{m}_9(e_9 - e_8)}{\dot{m}_{comb}e_{comb}} \quad (5.1)$$

- Minimiser le coût total

$$\dot{C}_{total} = \dot{C}_{comb} + \dot{C}_{inv} \quad (5.2)$$

L'efficacité exergetique ( $\mathcal{E}$ ) est définie comme le rapport entre la somme de la puissance nette  $\dot{W}_{net}$  produit par la turbine et l'exergie de la vapeur  $\dot{m}_9(e_9 - e_8)$ , et l'exergie  $\dot{m}_{comb}e_{comb}$  du combustible utilisé. Le coût total à minimiser  $\dot{C}_{total}$  se compose du coût du combustible  $\dot{C}_{comb}$  et celui des investissements réalisés  $\dot{C}_{inv}$  pour l'achat des équipements (exprimé en \$/s), où :

$$\dot{C}_{inv} = \sum_i \dot{Z}_i \quad (5.3)$$

Il est clair que les deux fonctions objectif définies dans ce problème entre en conflit puisque toute amélioration de l'efficacité exergétique de l'installation implique une augmentation des investissements pour l'acquisition d'équipements plus performants. L'optimisation multi-objectif est donc essentielle pour déterminer l'ensemble des solutions optimales qui réalisent les meilleurs compromis entre les deux objectifs.

### 5.2.3 Les variables d'optimisation

Les variables de décision du problème sont le rapport des pressions  $P_2/P_1$  du compresseur, les rendements isentropiques du compresseur d'air  $\eta_{AC}$  et de la turbine à gaz  $\eta_{TG}$ , la température à la sortie du préchauffeur d'air  $T_3$  ainsi que de la température des gaz à l'entrée de la turbine  $T_4$ . Le tableau 5.2 résume les domaines de variations des variables d'optimisation.

Tableau 5.2 : Domaine de variation des variables.

Variables	Limites inférieures	Limites supérieures
$P_2/P_1$	7	17
$\eta_{AC}$	0,79	0,90
$\eta_{GT}$	0,79	0,92
$T_3$ (K)	790	950
$T_4$ (K)	1450	1650

### 5.2.4 Les contraintes du problème

Le système est caractérisé par des contraintes fonctionnelles qui doivent être respectées pour que l'échange de chaleur entre les courants chaud et froid dans le préchauffeur d'air ou le générateur de vapeur puisse se réaliser. Ces contraintes sont les suivantes :

- Préchauffeur d'air

$$T_5 > T_3; T_6 > T_2 \quad (5.4)$$

- Générateur de vapeur

$$\Delta T_p = T_{7p} - T_9 > 0 \quad (5.5)$$

$$T_6 \geq T_9 + \Delta T_p \quad (5.6)$$

$$T_7 \geq T_8 + \Delta T_p \quad (5.7)$$

$$\eta_{HRSG} \leq 1 \quad (5.8)$$

$$T_7 \geq 378.15 \text{ K} \quad (5.9)$$

On supposera dans les calculs que tous les équipements, excepté la chambre de combustion sont parfaitement adiabatiques. La température et la pression ambiantes sont respectivement fixées à  $T_0 = 298.15 \text{ K}$  et  $P_0 = 1.013 \text{ bars}$ . Ce problème a été initialement résolu par les auteurs (Valero et al., 1994) à l'aide des méthodes d'optimisation classiques.

### 5.2.5 Point de vue de l'optimisation classique

Les méthodes classiques basées sur une approche thermo-économique formulent un problème d'optimisation constitué d'une seule fonction objectif. Cette fonction objectif est essentiellement économique, et vise à minimiser le coût total de l'installation. L'approche thermo-économique combine en fait les deux aspects - qui sont associés en principe à deux fonctions objectifs distinctes (i.e., énergétique et économique) - en une seule fonction objectif de coût  $\dot{C}_{total}$  qu'il faut minimiser. La figure 5.4 présente l'allure générale de la courbe de coût total en fonction de l'efficacité exergétique. Cette courbe est la combinaison des courbes des coûts du combustible et des investissements. Cette courbe passe par un minimum global (point A) qui est le coût minimum total du système. À ce point, le coût minimum total  $\dot{C}_{total} = 0.362009 \text{ \$/s}$ , correspondant à une efficacité exergétique  $\varepsilon$  de 50.65% (Valero et al., 1994). L'optimisation simple objectif permet de trouver uniquement ce minimum global, qui est un compromis entre les coûts du combustible ( $\dot{C}_{comb}$ ) et des investissements ( $\dot{C}_{inv}$ ). Or, il est possible de faire opérer la centrale dans d'autres conditions matérialisées par la portion A-B de la courbe de coût total.

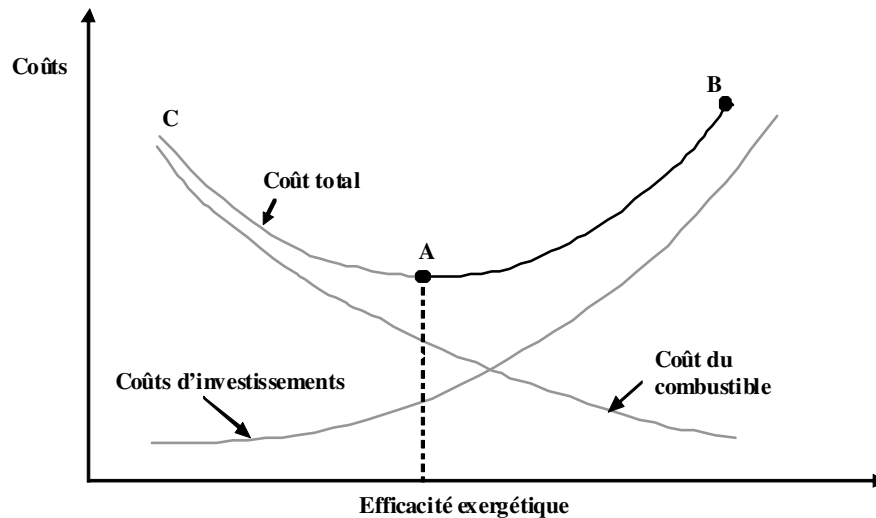


Figure 5.4 : Courbe caractéristique coût-efficacité.

Sur cette portion, différents choix s'offrent à l'utilisateur qui, en fonction de ses besoins peut décider d'augmenter l'efficacité exergetique en se donnant une certaine marge des coûts. L'optimisation multi-objectif peut aider à trouver l'ensemble des solutions possibles sur la portion A-B, ce qui n'est pas le cas avec l'optimisation simple objectif. L'algorithme d'optimisation sera alors appliqué à ce problème pour aider à rechercher toutes les solutions possibles de ce problème (tronçon A-B). Les résultats de l'optimisation multi-objectif sont ainsi présentés dans la section suivante.

### 5.2.6 Résultats de l'optimisation multi-objectif

L'algorithme d'optimisation a été exécuté en considérant deux cas : (a) aucune restriction n'est imposée sur la différence de température au pincement  $\Delta T_p$ ; (b) la différence de température au pincement est strictement supérieure à 15 K (Dipama et al., 2009). Les fronts de Pareto décrivant les meilleures solutions selon les deux cas envisagés sont présentés à la figure 5.5. On y remarque que pour  $\Delta T_p > 15$  K, le coût total est plus élevé que pour le cas où aucune restriction n'est imposée sur  $\Delta T_p$ . Cependant, ce résultat est vrai seulement quant le coût total est inférieur à 2 \$/s. Au-delà de ce point, on peut remarquer que les deux courbes se chevauchent. Le point carré noirci sur la même figure 5.5 représente le coût minimum total  $\dot{C}_{total} = 0.362009$  \$/s,

correspondant à une différence de température au pincement  $\Delta T_p = 1.64$  K. Du point de vue pratique, cette solution peut paraître irréaliste puisque la faible valeur de  $\Delta T_p$  peut rendre le système incontrôlable à cause des incertitudes sur les données et des variations des conditions de fonctionnement.

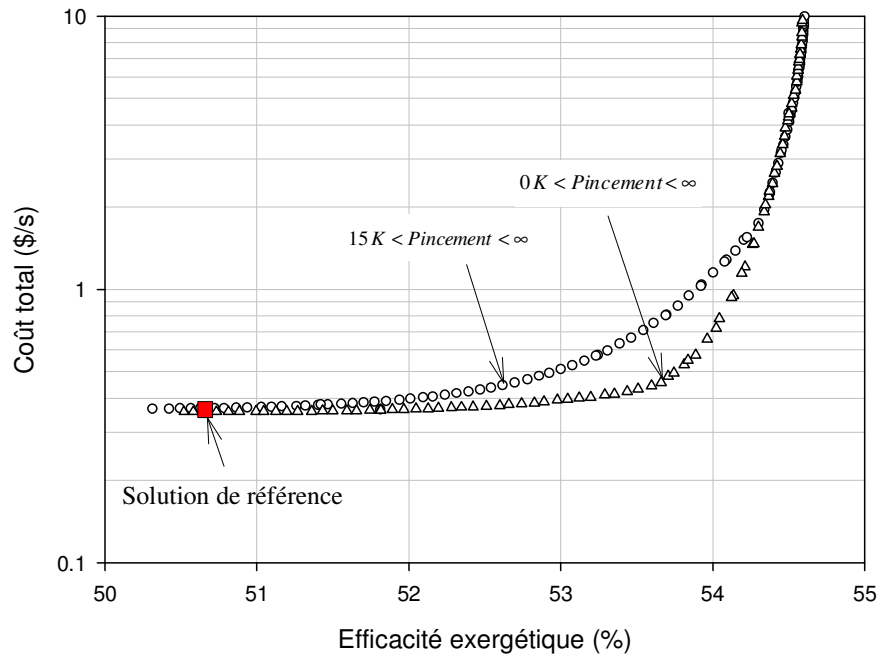


Figure 5.5 : Solutions optimales du problème CGAM.

Pour des cas de fonctionnement où le rendement exergétique est inférieur à 52%, les deux fronts de Pareto deviennent presque indépendants des contraintes imposées à  $\Delta T_p$ , et par conséquent ils correspondent presque au même coût optimal. Au-delà de 54.5% d'efficacité exergétique, on enregistre une croissance rapide du coût total contre une faible augmentation de l'efficacité exergétique. On peut ainsi donc définir une zone préférentielle du front de Pareto, dans les limites de laquelle le décideur pourrait faire son choix de la solution finale. Cependant il faut retenir que toutes les solutions du front de Pareto sont jugées équivalentes, aucune ne pouvant être désignées meilleures que les autres. Les figures 5.6a et b illustrent l'influence de la différence de température au pincement sur l'efficacité exergétique et le coût total. On peut alors remarquer qu'il est possible d'avoir plusieurs solutions optimales avec des différences de température au pincement nettement supérieures à 1.64 K.

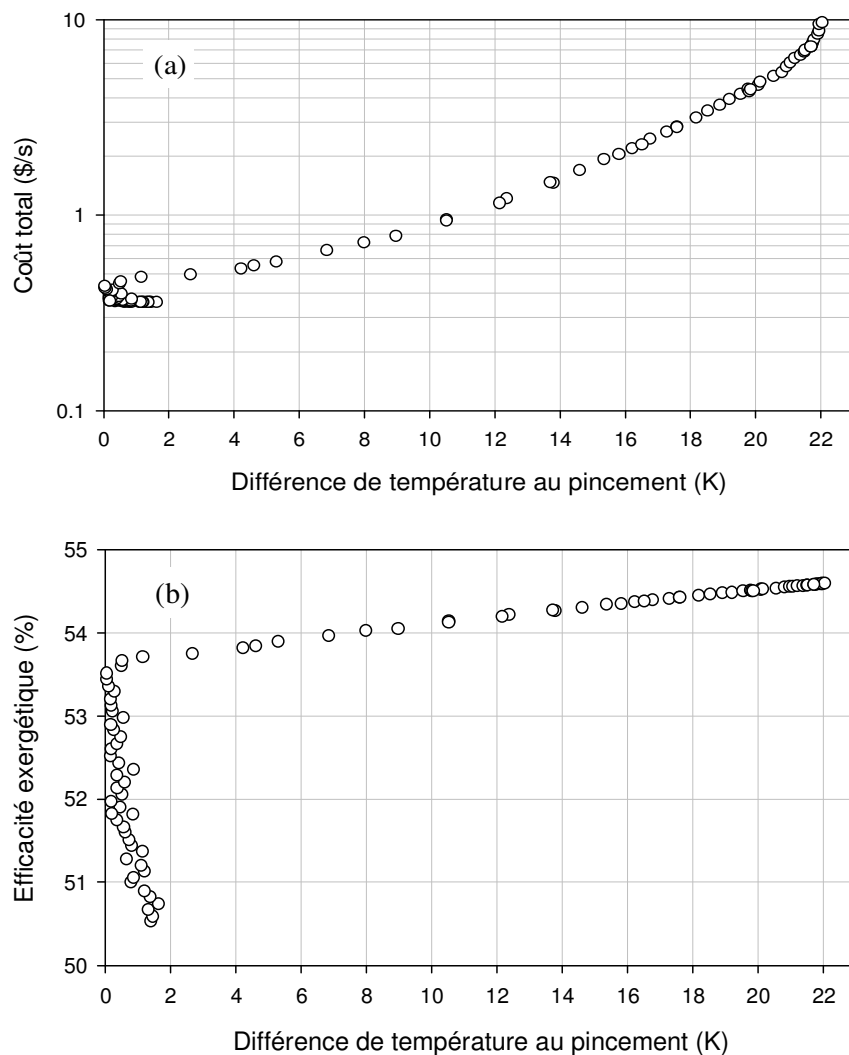


Figure 5.6 : Effets de la différence de température au pincement.

Cependant, il faut noter que pour tout  $\Delta T_p < 2$  K, le front de Pareto peut présenter des valeurs doubles pour l'efficacité exergetique, c'est-à-dire, une même différence de température peut donner deux efficacités différentes (figure 5.6a). La figure 5.6b montre que l'efficacité exergetique croît avec l'augmentation de la différence de température au pincement. Cela peut sembler contradictoire, mais ce qu'il faut noter c'est que l'analyse doit tenir compte d'autres paramètres qui peuvent être responsables de la forme de la courbe. Ceci est évident parce que, pour atteindre des températures élevées au point de pincement (voir figure 5.3), la température du gaz à l'échappement de la turbine doit aussi augmenter. À cet effet, la courbe du taux de compression du compresseur en fonction de la différence de température au pincement est illustré

à la figure 5.7, pour les deux cas testés :  $\Delta T_p > 0$  et  $\Delta T_p > 15$  K. Il ressort de cette figure que le rapport de compression du compresseur croît avec l'augmentation de la différence de température au pincement.

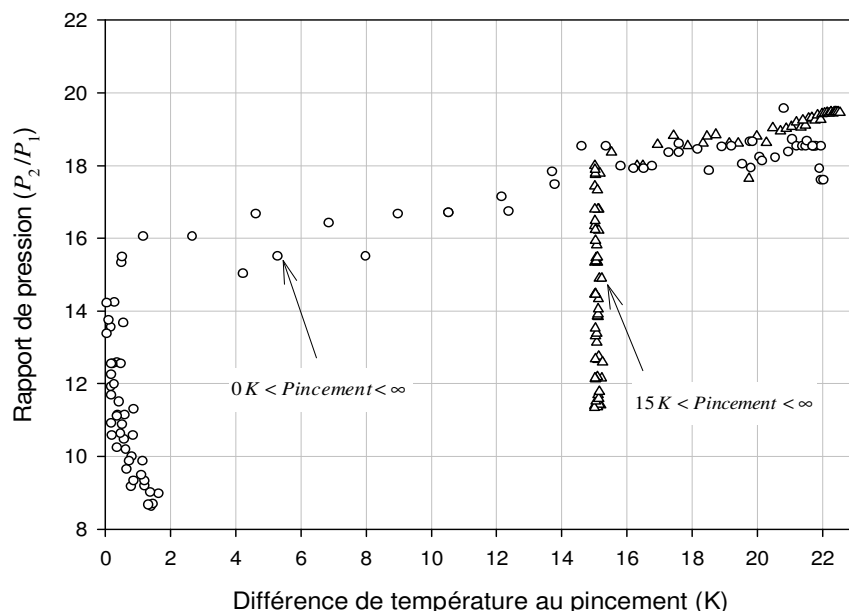


Figure 5.7 : Effet de la différence de température au pincement.

Dans le cas où les conditions de l'air à l'admission sont fixées, la situation précitée ne peut avoir lieu qu'en augmentant la différence de l'enthalpie à travers la chambre de combustion, ou en augmentant le rapport des pressions. En revanche, le rendement thermodynamique du système de turbine à gaz tend aussi à croître avec l'augmentation du taux de compression. Ce comportement peut alors justifier l'allure de la courbe présentée sur la figure 5.6b. Le tableau 5.3 montre une comparaison de la solution obtenue dans le problème original (Valero et al., 1994) avec une des solutions Pareto optimales qui s'en rapproche. On peut constater que pour des solutions sensiblement similaires, l'algorithme d'optimisation offre la possibilité d'obtenir une différence de température au pincement supérieure à celle trouvée dans le problème original. Le rapport de compression  $P_2/P_1$  et la différence de température au pincement  $\Delta T_p$  peuvent guider l'utilisateur dans le choix de la solution finale. En effet ces deux paramètres impliquent respectivement la taille du compresseur et la surface d'échange de chaleur.

Tableau 5.3 : Comparaison des résultats de l'optimisation.

Variables de décision	Valero et al., (1994)	Algorithme proposé
	$\varepsilon = 0.5065$ $\dot{C}_{total} = 0.362 \text{ \$}/s$ $\Delta T_p = 1.64 \text{ K}$	$\varepsilon = 0.5069$ $\dot{C}_{total} = 0.366 \text{ \$}/s$ $\Delta T_p = 15.45 \text{ K}$
$P_2/P_1$	8.5234	11.307
$\eta_{AC}$	0.8468	0.8576
$\eta_{GT}$	0.8786	0.8854
$T_3$	914.28	862.24
$T_4$	1492.63	1500.26

Les résultats de l'optimisation multi-objectif du système de cogénération montrent qu'il est possible de faire fonctionner la centrale dans d'autres conditions optimales avec une différence de la température au pincement supérieure à celle trouvée dans le problème original. L'utilisateur dispose ainsi d'une vaste gamme de solutions parmi lesquelles il pourra faire le choix de la solution finale.

### 5.3 Optimisation d'une centrale thermique de puissance

L'algorithme d'optimisation a également été appliqué pour résoudre le problème d'une centrale thermique de puissance. Ce problème a été initialement résolu par Sefidi et al., (2006), en utilisant une méthode combinant l'analyse exergétique et la technique du pincement thermique. Les résultats de leurs travaux seront présentés et comparés avec ceux obtenus par l'algorithme d'optimisation développé dans cette thèse.

#### 5.3.1 Présentation de la centrale

Le schéma de fonctionnement de la centrale est illustré à la figure 5.8. Les principaux équipements qui la composent sont les suivants : un générateur de vapeur, un surchauffeur, trois



groupes de turbines (haute pression HP, pression intermédiaire PI et basse pression BP) fonctionnant en tandem, un condenseur, des pompes, huit réchauffeurs d'eau d'alimentation, et un dégazeur. La puissance de la centrale est de 368 MW avec un rendement thermique de 46,29%.

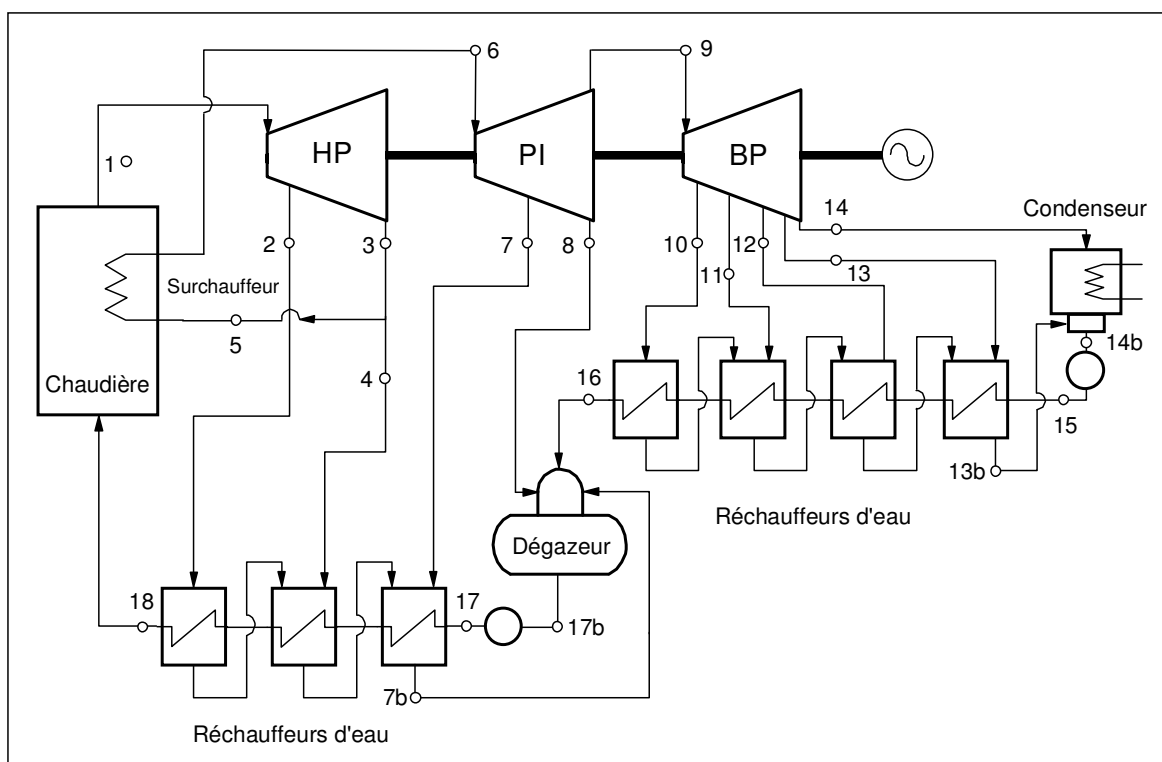


Figure 5.8 : Centrale thermique de puissance.

L'optimisation de la centrale vise à déterminer les fractions de la vapeur à soutirer aux différents étages des turbines pour amener celle-ci à fonctionner dans des conditions optimales.

### 5.3.2 Fonctions objectif, variables et contraintes du problème

Les fonctions objectif du problème sont la maximisation simultanée du travail net et le rendement, en respectant les contraintes imposées décrites par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} \text{Maximiser } \eta_{th} &= 1 - \frac{\dot{Q}_{out}}{\dot{Q}_{in}} \\ \text{Maximiser } \dot{W} &= \dot{W}_{turbine} - W_{pompes} \end{aligned}$$

soumises aux contraintes

$$\begin{aligned} \frac{\sum_i \dot{m}_i}{m} &\leq 0.6 \\ x_{14b} &= 0 \\ x_{17b} &= 0 \\ T_{13b} - T_{15} &= 5 \\ 3.5 \leq (T_{7b} - T_{17}) &\leq 6.5 \\ T_{sat\_10} - T_{16} &\geq 0 \end{aligned} \tag{5.10}$$

où  $\dot{Q}_{out}$  et  $\dot{Q}_{in}$  sont respectivement la puissance thermique rejetée dans le condenseur et la puissance thermique totale consommée par l'installation. La puissance  $\dot{W}_{turbine}$  englobe les puissances des turbines HP, PI et BP. Les termes  $\dot{m}_i$  sont les débits de soutirages de la vapeur représentant les variables de décision et  $m$  est le débit total de la vapeur. Il faut noter que les indices dans les équations sont liés à la numérotation dans le schéma de la figure 5.8. Le tableau 5.4 résume les variables de décision du problème avec des indications sur les limites inférieures et supérieures qu'elles peuvent prendre.

Tableau 5.4 : Variables d'optimisation de la centrale.

Variables de décision	Limites inférieures (kg/s)	Limites supérieures (kg/s)
$\dot{m}_2$	19.14	31.90
$\dot{m}_4$	23.11	38.51
$\dot{m}_7$	9.65	16.10
$\dot{m}_8$	8.79	14.65
$\dot{m}_{10}$	7.88	13.13
$\dot{m}_{11}$	7.70	12.84
$\dot{m}_{12}$	7.016	11.69
$\dot{m}_{13}$	6.60	10.99

### 5.3.3 Résultats de l'optimisation et analyses

L'optimisation de la centrale thermique a été réalisée en utilisant le dispositif de simulation-optimisation présenté à la section 5.1. Cependant, avant de procéder à l'optimisation de l'installation, des simulations préliminaires ont été réalisées afin de valider le modèle adopté dans notre approche. Les calculs sont basés sur les états thermodynamiques de la centrale donnés par Sefidi et al., (2006). Le tableau 5.5 compare les résultats donnés dans la référence ci-dessus citée avec ceux obtenus en utilisant le modèle proposé. Comme le montre ce tableau, le modèle qui a été développé est capable de reproduire avec une précision acceptable les états thermodynamiques actuels de la centrale.

Tableau 5.5 : Comparaisons des résultats de la simulation.

États	Conditions actuelles de la centrale			Simulation	
	$\dot{m}$ (kg/s)	P (bar)	T (°C)	T (°C)	Erreur relative (%)
1	315.1	178	538	538	0
2	25.1	69	397.7	397.7	0
3	290	39.4	323.2	323.2	0
4	30.3	39.4	323.2	323.2	0
5	259.71	39.4	323.2	323.2	0
6	259.71	35.5	538	538	0
7	12.66	15.1	415.9	415.9	0
8	11.53	7.33	324.3	324.3	0
9	235.51	7.33	324.3	324.3	0
10	10.33	3.63	244.7	244.7	0
11	10.1	1.64	165.2	165.2	5.45E-05
12	9.2	0.64	87.62	87.63	1.28E-04
13	8.65	0.22	62.17	62.13	5.1E-04
14	197.23	0.051	33.1	33.07	9E-04
15	235.51	10.31	33.15	32.27	2.66E-02
16	235.51	6.71	132.96	132.6	2.72E-03
17	315.1	200	166.94	166.99	3.23E-04
18	315.1	196.7	280.47	280.22	9.02E-04
$\dot{Q}_{in}$ (kW)		809368.4		811034.6	2.06E-03
$\dot{Q}_{out}$ (kW)		434655.0		436125.2	3.38E-03
$\eta_{th}$ (%)		46.29		46.23	1.30E-03

Les erreurs égales à zéro dans le tableau 5.4 indiquent qu'elles sont inférieures à  $10^{-12}$ . Les meilleures solutions trouvées par l'algorithme d'optimisation sont représentées dans la figure 5.9. Les valeurs sur cette figure correspondent au rendement thermodynamique du cycle en fonction du travail net fourni par les groupes de turbines HP, IP et BP pour différentes conditions d'opération de la centrale. Il faut noter que ces conditions sont aléatoirement déterminées par l'optimiseur, et par la suite elles sont utilisées par le simulateur pour calculer les états thermodynamiques de la centrale. La solution optimale obtenue par Sefidi et al., (2006) est également représentée sur la figure 5.9. En comparant la solution optimale de référence (Sefidi et al., 2006) avec les solutions qui appartiennent au front de Pareto, on peut voir qu'il existe d'autres états thermodynamiques dans lesquels on peut opérer la centrale de façon optimale. Ces états sont obtenus en choisissant convenablement les combinaisons des quantités de vapeur soutirées pour la régénération. Bien que la solution obtenue dans l'optimisation originale soit proche du front de Pareto, des différences existent. Elles peuvent être expliquées par le fait que les soutirages de vapeur réalisés par l'optimisation multi-objectif ne sont pas tout à fait identiques à ceux de la solution de référence.

Il convient en outre de remarquer que le front de Pareto présenté à la figure 5.9 peut être divisé en trois régions distinctes. Une analyse détaillée des résultats des calculs ont montré que pour des rendements supérieurs à 46,9 %, le front de Pareto est pratiquement contrôlé par le soutirage 2. Ainsi, une diminution de la quantité de vapeur soutirée s'accompagne de la décroissance du rendement et la croissance du travail des turbines. Pour les rendements inférieurs à 46,8% et supérieurs à 46,4%, l'optimisation semble être contrôlée par le soutirage 12. L'augmentation de la vapeur soutirée se traduit donc par la décroissance du rendement contre la croissance du travail net. On peut remarquer également que le front de Pareto présente un léger fléchissement aux environs de 46,4% du rendement, et l'optimisation est contrôlée par le soutirage 7. Dans cette région, le rendement décroît également pendant que le travail croît lorsque la quantité de vapeur soutirée augmente. Pendant les travaux, il a été également constaté que les autres soutirages, bien que subissant de légères variations, ne semblent pas avoir de corrélation avec la configuration du front de Pareto. Contrairement à la méthode utilisée par Sefidi et al., (2006) qui permet de trouver une seule solution optimale, la méthode d'optimisation multi-objectif proposée dans le présent travail permet de disposer d'un ensemble de solutions optimales.

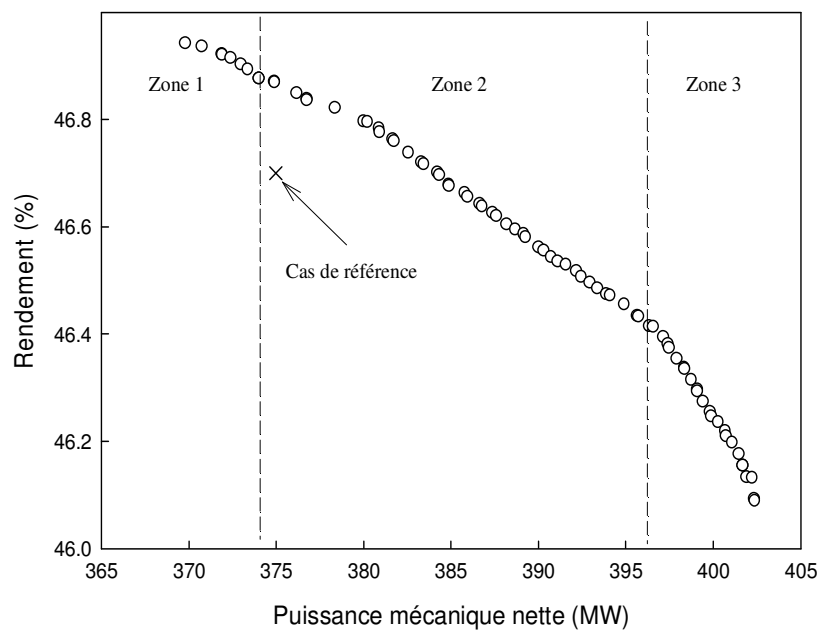


Figure 5.9 : Solutions Pareto optimales de la centrale.

Dans le tableau 5.6, la solution de référence est comparée avec une des solutions du front de Pareto qui lui est proche.

Tableau 5.6 : Comparaison des résultats.

Soutirage de vapeur (kg/s)	Solution de référence (Sefidi et al., 2006)	Solution appartenant au front de Pareto
$\dot{m}_2$	25.884	23.448
$\dot{m}_4$	32.881	38.498
$\dot{m}_7$	15.852	16.09
$\dot{m}_8$	11.366	9.311
$\dot{m}_{10}$	11.156	7,886
$\dot{m}_{11}$	10,202	8.205
$\dot{m}_{12}$	9.882	8.204
$\dot{m}_{13}$	9.771	7.59
	$\dot{Q}_{in} = 802668.7$	$\dot{Q}_{in} = 799882.8$
	$\dot{Q}_{out} = 427707$	$\dot{Q}_{out} = 424973$
	$\eta_{th} = 46.7$	$\eta_{th} = 46.9$

En général, les soutirages de vapeur dans les deux cas sont presque identiques. La résolution des deux problèmes énergétiques a permis de trouver pour chacun d'eux un ensemble de solutions Pareto optimales, qui inclut la solution de référence (Valero et al., 1994) ou approxime celle-ci (Sefidi et al., 2006). Ceci prouve que la méthode proposée est donc capable de traiter efficacement les problèmes multi-objectif, et de fournir des résultats cohérents. Elle sera donc appliquée pour optimiser la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2, que nous présenterons dans le chapitre suivant.

## **CHAPITRE 6    MODÉLISATION ET OPTIMISATION DE LA BOUCLE SECONDAIRE DE LA CENTRALE NUCLÉAIRE DE GENTILLY-2**

Nous avons présenté dans le chapitre 1 certains types de centrales nucléaires dont notamment celles à eau sous pression. Les centrales nucléaires à eau sous pression utilisent généralement deux circuits thermohydrauliques distincts, à savoir les circuits primaire et secondaire. Les centrales nucléaires de type CANDU ont un circuit primaire qui fonctionne à l'eau lourde sous pression tandis que le circuit secondaire utilise de l'eau légère. La centrale de Gentilly-2 utilise un réacteur nucléaire de type CANDU 6, similaire à ceux qui sont opérés dans d'autres provinces du Canada et à travers le monde (i.e., Argentine, Chine, Roumanie et Corée du Sud). Dans le présent chapitre, nous présenterons l'optimisation du cycle thermodynamique de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2 en utilisant l'algorithme d'optimisation développé dans le cadre de cette thèse.

### **6.1 Fonctionnement de la boucle secondaire**

La centrale nucléaire utilise de l'eau lourde sous pression comme un fluide caloporteur qui transfère la chaleur générée dans le cœur du réacteur au circuit secondaire à l'aide de quatre générateurs de vapeur. La vapeur générée est utilisée dans la boucle secondaire pour actionner des turbines et produire de l'électricité.

#### **6.1.1 Description du cycle de la vapeur**

Le schéma simplifié de la boucle secondaire est présenté à la figure 6.1. La vapeur provenant des GV se trouve à l'état de saturation. Elle entre alors dans la turbine HP et se condense partiellement dès le début de sa détente en produisant des gouttelettes liquides. Les gouttelettes contribuent à diminuer le rendement de la turbine et peuvent endommager les aubes. Il est clair que la vapeur à la sortie de la turbine HP dont le contenu d'humidité est trop élevé ne peut être utilisée pour faire fonctionner la turbine BP. Pour garantir une bonne qualité de la vapeur

provenant des GV dans toutes les conditions d'opérations de la centrale, un système séparateur-surchauffeur est utilisé pour éliminer l'humidité contenue dans la vapeur. Ainsi, celle-ci est rendue mécaniquement sèche, puis est par la suite surchauffée. L'énergie nécessaire pour réaliser la surchauffe provient d'un prélèvement partiel de la vapeur produite dans les GV. La vapeur ainsi surchauffée est détendue dans la turbine BP et en fin de détente, elle se condense dans le condenseur en transférant sa chaleur latente de condensation à de l'eau de refroidissement.

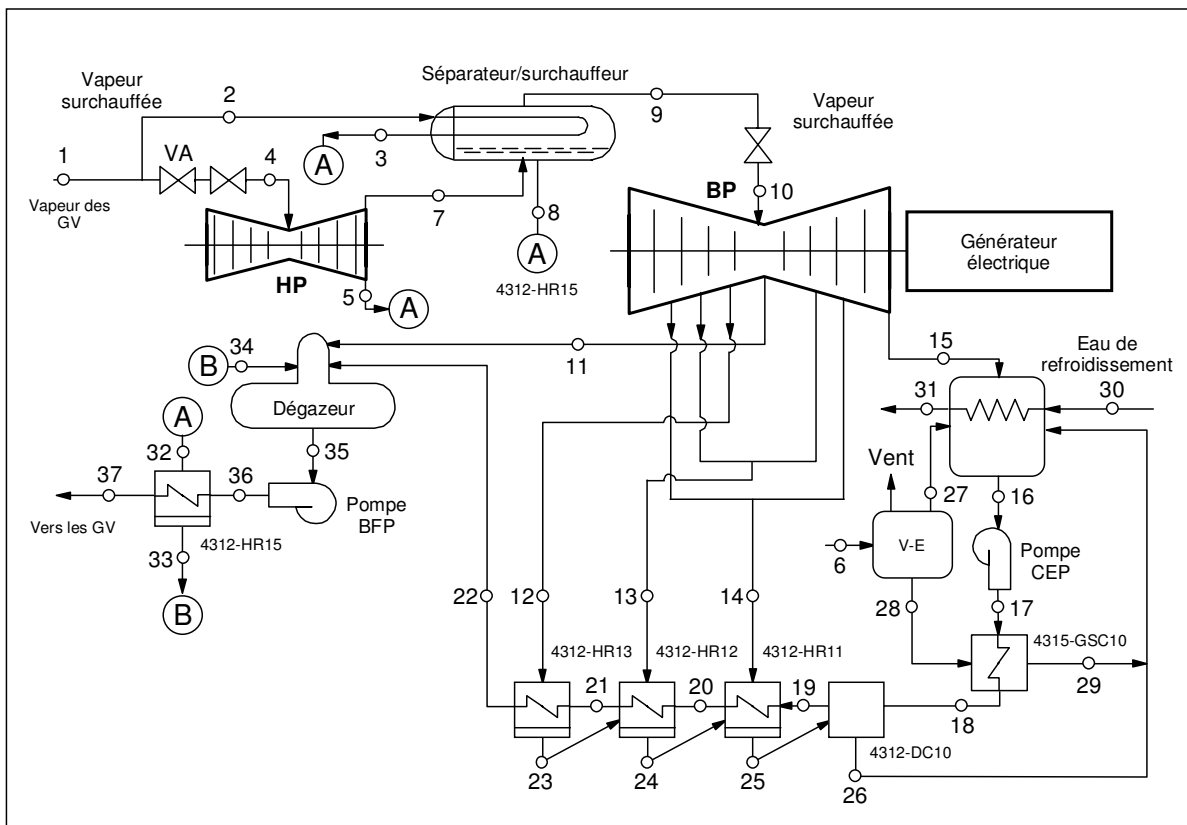


Figure 6.1 : Schéma simplifié de la boucle secondaire de G2.

Avant son retour dans les GV, la vapeur condensée passe par une série de réchauffeurs d'eau (i.e., HR11, HR12, HR13, DC10 et HR15) ainsi que par un système dégazeur, qui élèvent sa température. Le réchauffage obéit à deux raisons principales: améliorer le rendement du cycle et prévenir tout choc thermique. Il faut noter que le dégazage de l'eau d'alimentation permet également d'en retirer les gaz non condensables qui peuvent augmenter la vitesse de corrosion des métaux dans le circuit, soumis à des hautes pressions. Les pompes d'extraction du condensat



(CEP) et d'alimentation des GV (BFP) permettent d'élever la pression du fluide dans le circuit. Les pertes externes de vapeur (V-E) sont récupérées, et au moyen d'un condenseur de vapeur d'étanchéité (GSC10), cèdent leur chaleur à l'eau d'alimentation au lieu d'être déversées dans l'atmosphère.

### 6.1.2 Données de fonctionnement de la boucle secondaire

Le tableau 6.1 résume les données disponibles obtenues à partir de la collecte des données de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2 en date du 19 Novembre 1996 (Voir Annexe 4). Comme le montre ce tableau, il y a des données qui ne sont pas disponibles à certains points de la boucle secondaire. Elles pourront cependant être déterminées en utilisant les bilans d'énergie et de masse. La source chaude de ce système de conversion d'énergie est représentée par le groupe de générateurs de vapeur produisant 1030 kg/s de vapeur dont la température est de 258.5 °C et la pression de 4583.6 kPa. Cette vapeur qui est proche de la saturation a un titre de 0.997. La puissance thermique disponible dans la boucle secondaire est de 2058 MWt, et le travail net produit par les turbines est de 675.8 MWe. Une partie de la puissance thermique est rejetée dans le condenseur qui fonctionne à la pression et à la température de saturation de 4.3 kPa et 30.1 °C respectivement. Le rendement de conversion de la boucle secondaire qui est le rapport entre la puissance nette des turbines et la puissance thermique disponible vaut environ 33%. Une analyse succincte des données à travers un simple bilan d'énergie et de masse révèle certaines incohérences au niveau de l'état 14. En effet, la valeur de l'enthalpie qui est indiquée dans le tableau 6.1 ( $h_{14} = 2052,4 \text{ kJ/kg}$ ) ne reflète pas l'état réel de la vapeur soutirée. Cette enthalpie est en fait celle du mélange de la vapeur soutirée à l'état 14 de la turbine BP avec des condensats recueillis par des collecteurs d'humidité aménagés à l'intérieur de la turbine. Ces collecteurs d'humidité généralement disposés dans les turbines permettent d'accroître le titre de la vapeur en éliminant l'humidité qu'elle contient. Nous présenterons dans les sections qui suivent le modèle thermodynamique de la boucle secondaire de G2, qui inclut les modèles des principaux composants. Ces modèles seront validés vis-à-vis des données réelles de la centrale afin de refléter ses conditions d'exploitation. Il faut également noter que pour les vannes qui n'ont pas fait l'objet d'étude particulière, on a supposé que l'étranglement est isenthalpique. De

plus, les rendements isentropiques des pompes CEP et BFP sont considérés constants et sont calculés à partir des conditions de fonctionnement dans l'état de référence de la centrale de G2.

Tableau 6.1 : Données de fonctionnement de la centrale.

État	Débit (kg/s)	Température (C)	Pression (kPa)	Titre	Enthalpie (kJ/kg)
1	1030.00	258.50	4583.60	0.997	2793.00
2	67.40	-	-	-	-
3	-	-	4515.10	-	-
4	-	255.70	4373.50	-	-
5	-	-	-	-	-
6	2.60	191.60	1300.80	-	-
7	-	-	1300.80	-	2601.20
8	87.00	-	-	-	-
9	-	243.50	1240.90	-	2918.70
10	-	-	1199.90	-	-
11	28.40	-	-	1.031	2832.00
12	51.40	152.00	491.70	-	2748.70
13	46.80	118.80	189.70	0.953	2601.30
14	62.10	86.80	62.10	0.736	2052.40
16	-	30.80	116.60	-	-
17	-	31.10	1861.30	-	-
18	-	31.50	-	-	-
19	-	41.50	-	-	-
20	-	83.30	-	-	-
21	-	114.90	-	-	-
22	820.00	147.90	1466.80	-	623.80
23	-	123.50	-	-	-
24	-	91.50	-	-	-
25	-	82.50	-	-	-
27	2.00	-	-	-	-
28	0.60	-	-	-	-
29	-	100.00	-	-	-
30	-	4.30	-	-	-
31	-	17.70	-	-	-
35	-	-	994.30	-	707.00
36	1030.00	168.60	6194.20	-	716.00
37	1030.00	186.50	6194.20	-	794.40
Puissance thermique : 2058 MWt					
Puissance nette : 675.8 MWe					

Les pertes de charges dans les tuyauteries ne sont pas prises en compte dans la simulation globale de la boucle.

## **6.2 Modélisation de la boucle secondaire**

Avant d'entamer l'optimisation de la boucle secondaire, il est primordial de développer le modèle de simulation qui servira à l'analyse des états thermodynamique et qui reflète le fonctionnement réel de la centrale en fonction des variations des paramètres d'opération. Le modèle utilisé dans le cadre de cette étude est basé sur une structure modulaire qui permet de simuler le cycle thermodynamique de la centrale, équipement par équipement (Teyssedou et al., 2010). Dans la pratique, les modèles utilisés pour évaluer les performances thermodynamiques des systèmes énergétiques sont souvent basés sur des relations empiriques établies à partir des expériences acquises lors de l'exploitation des équipements. Ces modèles font souvent appel à des données et à des graphes fournis la plupart du temps par les manufacturiers. La difficulté majeure liée à l'utilisation de tels modèles provient, en général, de l'inaccessibilité aux données requises pour effectuer la simulation. Évidemment, le manque d'informations concernant un équipement donné peut influencer la précision de l'évaluation de ses performances, et d'une manière générale, de tout le cycle thermodynamique de la boucle secondaire. Les modèles présentés dans ce document utilisent des hypothèses simplificatrices qui tiennent compte de l'absence de certaines données.

### **6.2.1 Modèle thermodynamique d'une turbine à vapeur**

La turbine à vapeur est un des composants essentiels d'une installation de puissance. La coupe schématique d'une turbine est illustrée à la figure 6.2. Elle comporte un arbre auquel sont fixés de nombreuses roues à ailettes. La turbine est actionnée par la vapeur produite par le générateur de vapeur, et transforme sa pression en énergie cinétique de rotation. Après la première série d'ailettes fixes et mobiles, la vapeur passe par les étages successifs et le processus de conversion d'énergie se poursuit. Une turbine comporte normalement plusieurs étages qui permettent d'opérer la transformation d'énergie thermique utile de la vapeur en énergie mécanique. La pression de la vapeur à chaque point de soutirage de la turbine est un paramètre important à connaître puisqu'il permet de déterminer l'état thermodynamique de la vapeur qui alimente les

réchauffeurs d'eau. La modélisation de la turbine doit donc permettre de déterminer les pressions aux différents points de soutirage en fonction du débit de la vapeur.

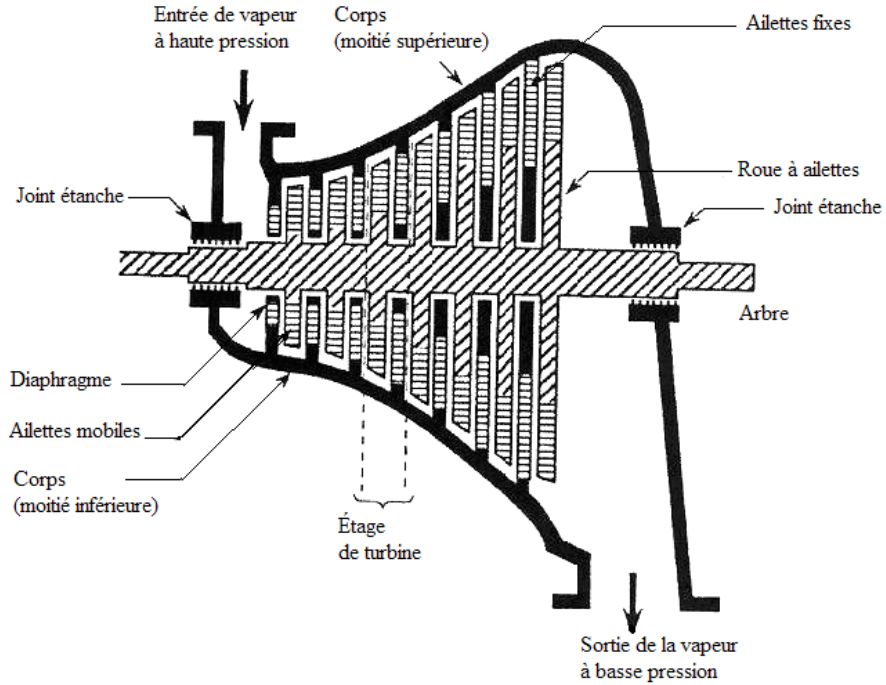


Figure 6.2 : Coupe d'une turbine à vapeur.

Une approche analytique généralement utilisée par l'industrie pour évaluer les performances des turbines à vapeur est basée sur la loi de l'ellipse de Stodola (1927). Cette approche divise la turbine multi-étagée en plusieurs groupes selon le nombre de soutirage. La figure 6.3 illustre un groupe turbine noté  $k$ , ce dernier étant précédé par le groupe  $k + 1$  tandis que le groupe qui lui succède est désigné par  $k - 1$ . La relation entre le débit de vapeur et les pressions à l'entrée et à la sortie d'un groupe turbine donné peut être exprimée par l'équation suivante (Stodola, 1927):

$$\dot{m}_k = C_k \pi_k \sqrt{\frac{P_k}{v_k}} \quad (6.1)$$

où  $\dot{m}_k$ ,  $P_k$  et  $v_k$ , sont respectivement le débit de vapeur, la pression et le volume spécifique à l'entrée du groupe, et  $C_k$  est appelé la constante de l'ellipse de Stodola.

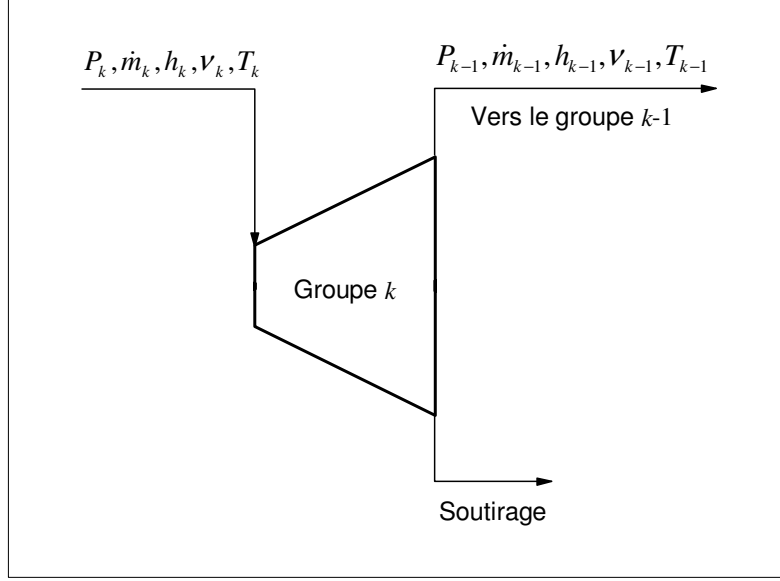


Figure 6.3 : Groupe turbine.

Si la vapeur dans un groupe turbine donné peut être considérée comme un gaz parfait, l'application de la loi des gaz parfaits ( $Pv = RT$ ) permet de réécrire l'équation (6.1) en faisant intervenir la température :

$$\dot{m}_k = C_k \pi_k \frac{P_k}{\sqrt{T_k}} \quad (6.2)$$

avec  $T_k$  la température de la vapeur à l'entrée du groupe  $k$ . Le paramètre  $\pi_k$  appelé le facteur d'ellipse est exprimé par l'équation suivante :

$$\pi_k = \sqrt{1 - \left( \frac{P_{k-1}}{P_k} \right)^2} \quad (6.3)$$

où  $P_{k-1}$  est la pression à la sortie du groupe turbine considéré.

Dans la simulation pratique de la boucle secondaire, la pression de soutirage à un point de soutirage donné sera fixée par la pression qui prévaut dans l'enveloppe du réchauffeur qu'il alimente. Cette pression sera calculée en tenant compte des conditions du réchauffeur.

### 6.2.2 Modèle du séparateur-surchauffeur

Le séparateur-surchauffeur comporte deux parties distinctes : un séparateur mécanique d'humidité et un surchauffeur de vapeur qui permet d'obtenir de la vapeur surchauffée à l'entrée de la turbine BP. Le but de la séparation est d'éliminer l'humidité contenue dans la vapeur après sa détente dans la turbine HP. Le schéma de principe est illustré à la figure 6.4.

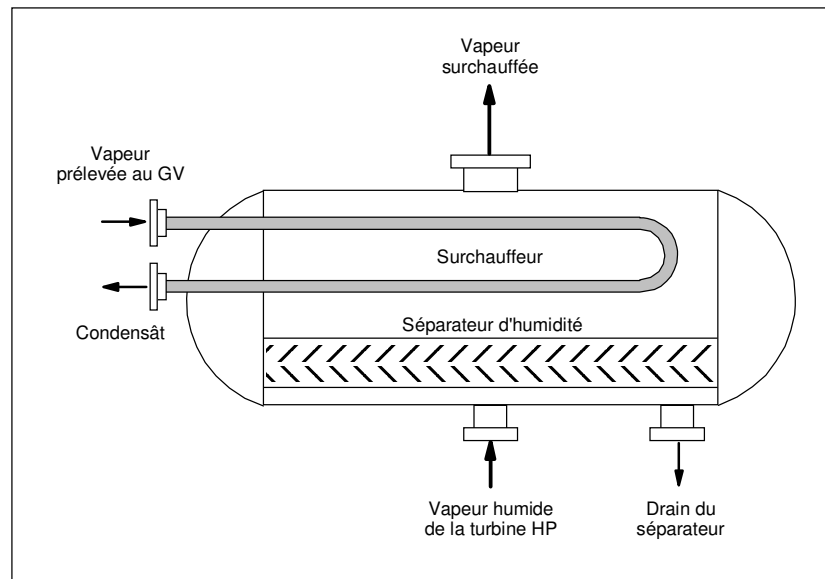


Figure 6.4 : Schéma de principe d'un séparateur-surchauffeur.

Le surchauffeur disposé à la suite du séparateur d'humidité, va alors surchauffer la vapeur sèche avant son entrée dans la turbine BP. Si toute l'humidité n'est pas éliminée au niveau du séparateur, celle-ci est entraînée dans le surchauffeur où une partie de l'énergie est utilisée pour son évaporation. Ceci a comme conséquence de limiter la surchauffe et par conséquent, de réduire le rendement thermodynamique. Le diagramme de Mollier présenté à la figure 6.5 illustre l'effet du séparateur-surchauffeur sur le cycle thermodynamique de la boucle secondaire. Dans des conditions idéales de séparation (i.e., rendement de 100%), le séparateur d'humidité fait passer la vapeur humide de l'état 7 à l'état 9' où la vapeur est sèche. Puis, cette vapeur est par la suite surchauffée jusqu'à l'état 9 avant d'être admise dans la turbine suivante. Il faut remarquer que si le rendement du séparateur est faible, la vapeur va passer de l'état 7 à un état intermédiaire

C où la vapeur reste toujours humide. Une plus grande quantité d'énergie sera alors nécessaire pour l'amener à l'état final 9.

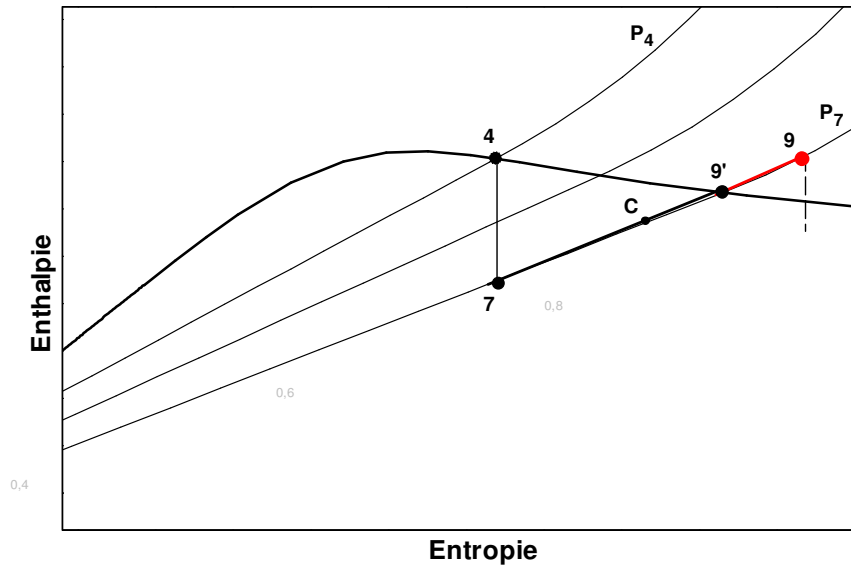


Figure 6.5 : Effets du séparateur-surchauffeur.

La modélisation du séparateur-surchauffeur vise à permettre de calculer les caractéristiques thermodynamiques de la vapeur surchauffée en fonction de la fraction de la vapeur prélevée au niveau des GV. Le modèle du séparateur-surchauffeur utilisé dans cette étude considère les hypothèses simplificatrices suivantes :

- Le rendement du séparateur est égal à 100% (i.e., obtention d'une vapeur sèche après la séparation mécanique);
- Toutes les pertes de charges dans le séparateur-surchauffeur sont négligeables.

Ainsi, le schéma de la figure 6.6 illustre le modèle simplifié d'un séparateur-surchauffeur. Les numéros des indices correspondent à ceux figurant sur le diagramme de la boucle secondaire donné à la figure 6.1. On considérera ici un point intermédiaire fictif (noté 9') entre la séparation et la surchauffe. La vapeur prélevée aux GV entre dans le surchauffeur avec une enthalpie  $h_2$ . En condensant, elle cède de la chaleur à la vapeur provenant du séparateur d'humidité. Dans des conditions de fonctionnement en régime permanent, les bilans d'énergie et de masse permettent de modéliser le séparateur-surchauffeur en utilisant les équations suivantes :

$$\dot{m}_2 h_2 + \dot{m}_9 h_9 - \dot{m}_3 h_3 - \dot{m}_9 h'_9 = 0 \quad (6.4)$$

avec  $\dot{m}_3 = \dot{m}_2$  et  $\dot{m}_9 = \dot{m}'_9$ , d'où :

$$\dot{m}_2 (h_2 - h_3) = \dot{m}'_9 (h'_9 - h_9) \quad (6.5)$$

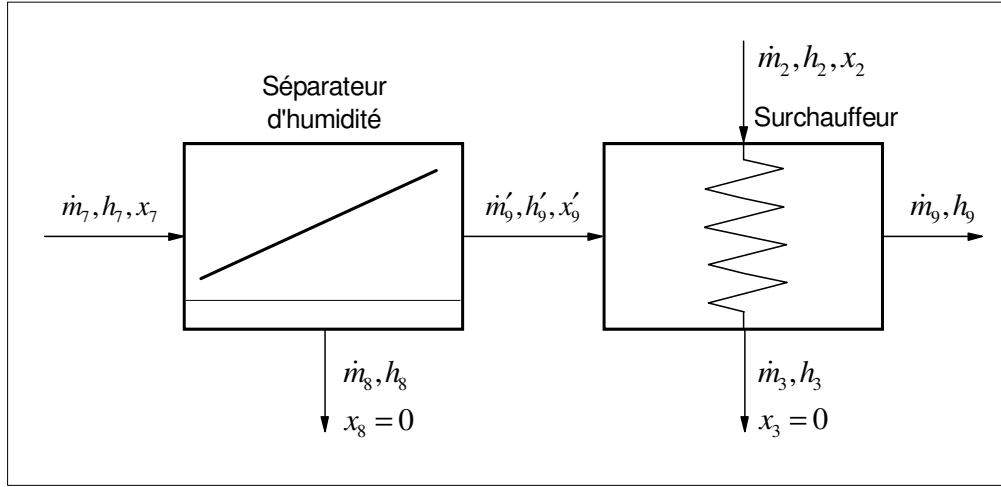


Figure 6.6 : Modèle du séparateur-surchauffeur.

En considérant que la séparation de l'humidité est complète, c'est-à-dire le titre  $x'_9 = 1$ , on peut alors calculer le débit de la vapeur sèche  $\dot{m}_9$  entrant dans la partie surchauffée :

$$\dot{m}'_9 = x_7 \dot{m}_7 \quad (6.6)$$

La quantité de condensat issu de la séparation mécanique peut être ainsi estimée comme suit :

$$\dot{m}_8 = \dot{m}_7 (1 - x_7) \quad (6.7)$$

Les caractéristiques thermodynamiques de la vapeur à l'état 9' peuvent être déterminées en connaissant le titre  $x'_9$  et la pression  $P'_9$ . À partir des enthalpies  $h'_9$ ,  $h_2$  et  $h_3$ , de même que des débits de vapeur  $\dot{m}'_9$  et  $\dot{m}_2$ , on peut calculer l'enthalpie de la vapeur surchauffée  $h_9$ . Il est à noter que la température de la vapeur surchauffée, sortant du séparateur-surchauffeur ( $T_9$ ) ne peut être supérieure à celle de la vapeur prélevée au GV. Il faut aussi remarquer que les condensats sortant du séparateur-surchauffeur aux états 8 et 3 (voir figure 6.1) sont utilisés pour préchauffer l'eau



d'alimentation dans le réchauffeur haute pression. Nous avons considéré dans cette étude que le titre après la séparation mécanique est  $x'_9 = 1$ . Il faut cependant noter que dans le cadre d'une optimisation,  $x'_9$  pourrait être considérée comme une variable, et varier dans les limites spécifiées.

### 6.2.3 Modèle du condenseur

Dans le système de conversion d'énergie, le condenseur joue le rôle de la source froide. Il permet de condenser la vapeur provenant de la turbine basse pression. Le condenseur utilisé dans la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2 est un condenseur de type à surface refroidi par de l'eau du fleuve. Le modèle simplifié du condenseur peut être illustré par le schéma de la figure 6.7.

L'analyse des performances du condenseur peut se faire en utilisant le bilan d'énergie et de masse. La chaleur  $Q_{vap}$  cédée par la vapeur est calculée par l'équation suivante :

$$Q_{vap} = \dot{m}_{15}(h_{15} - h_{16}) \quad (6.8)$$

De la même manière, la chaleur reçue par l'eau de refroidissement  $Q_{cw}$  est :

$$Q_{cw} = \dot{m}_{30} Cp(T_{31} - T_{30}) \quad (6.9)$$

où  $Cp$  est la valeur moyenne de la chaleur massique. Si l'on considère que le condenseur est adiabatique, on peut alors écrire :

$$Q_{vap} = Q_{cw} = Q \quad (6.10)$$

La simulation de cet équipement nécessite cependant une procédure itérative qui fait intervenir les équations 6.9 et 6.10, et en utilisant l'équation de transfert de chaleur donnée par :

$$Q = UA\Delta T_m \quad (6.11)$$

où :

$$\Delta T_m = \frac{(T_{16} - T_{30}) - (T_{15} - T_{31})}{Ln\left(\frac{T_{16} - T_{30}}{T_{15} - T_{31}}\right)} \quad (6.12)$$

Le terme  $A$  est la surface d'échange requise pour assurer le transfert de chaleur à travers les tubes dans lesquels circule de l'eau de refroidissement,  $\Delta T$  est la température logarithmique moyenne et  $U$  est le coefficient global de transfert de chaleur. Le coefficient global de transfert de chaleur  $U$  peut être calculé en utilisant les normes HEI "Heat Exchange Institute" (HEI, 1984 et 1989).

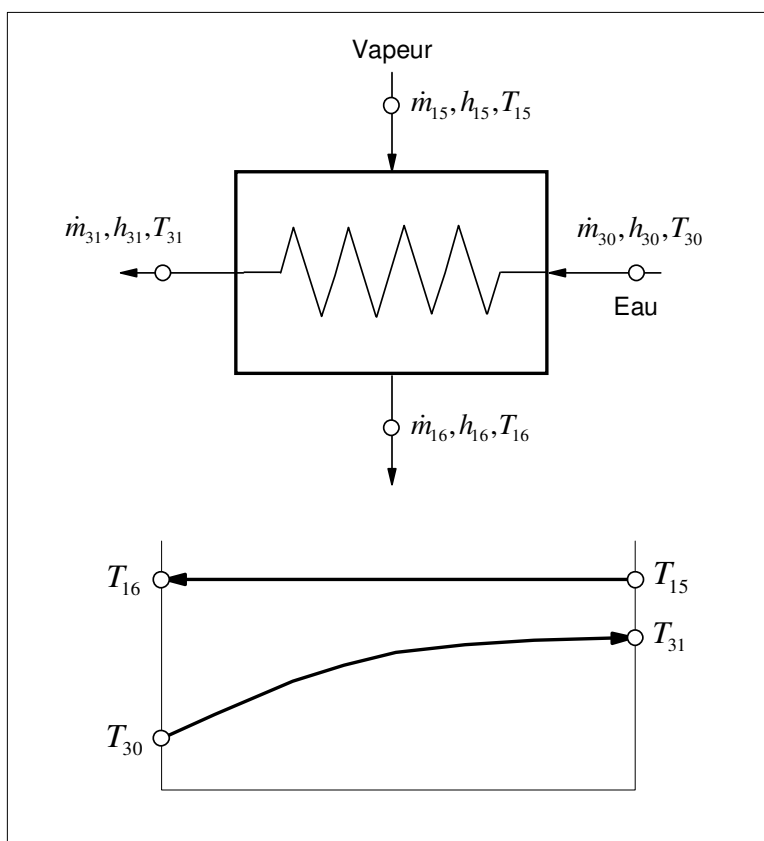


Figure 6.7 : Modèle simplifié du condenseur.

Ces normes utilisent une corrélation empirique pour exprimer le coefficient global de transfert de chaleur selon l'équation suivante:

$$U = C\sqrt{V}f_{cl}f_tf_m \quad (6.13)$$

où :

$C$  : Coefficient qui dépend du diamètre des tubes

$V$  : Vitesse de l'eau de refroidissement s'écoulant dans les tubes

$f_{cl}$  : Facteur de propreté des tubes

$f_t$  : Facteur de correction tenant compte de la température de l'eau de refroidissement

$f_{tm}$  : Facteur de correction pour le type de tubes utilisés (matériaux et épaisseur)

Ce modèle est cependant largement simplifié et est valable uniquement pour une gamme réduite des propriétés des tubes utilisés ou de la température de l'eau de refroidissement. Pour élargir l'application de ce type de modèle, Robert et al. (1994) ont donc proposé une approche semi-empirique basée sur la méthode des résistances thermiques. La forme générale de cette méthode est exprimée par l'équation suivante :

$$U = \left[ \frac{1}{(h_c)_{eff}} + R_w + (R_{h,t} + R_{fo,t}) \frac{D_o}{D_i} \right]^{-1} \quad (6.14)$$

où  $R_w$  est la résistance thermique de conduction,  $R_{fo,t}$  est la résistance d'encrassement côté tubes et  $h_c$  est le coefficient de transfert de chaleur par condensation exprimé selon la corrélation basée sur le nombre de Nusselt (Taborek et al., 1992) :

$$h_c = 0.728 \left[ \frac{k^3 \rho^2 g \Delta h_{fg}}{\mu (T_{sat} - T_w) D_o} \right]^{1/4} \quad (6.15)$$

où  $T_{sat}$  est la température de saturation de la vapeur dans le condenseur,  $T_w$  est la température sur la paroi externe des tube,  $g$  est l'accélération due à la gravité et  $\Delta h_{fg}$  est la chaleur latente de vaporisation de la vapeur. Les propriétés thermophysiques  $k$ ,  $\rho$  et  $\mu$  sont déterminées à la température moyenne de l'eau de refroidissement  $(T_{sat} + T_w)/2$ . Cette corrélation suppose un coefficient de transfert de chaleur basé sur un écoulement laminaire de la vapeur à travers un tube unique, sur lequel le condensat est extrait par le seul effet de la gravité. Pour rendre cette corrélation applicable à un condenseur réel, Taborek et al. (1992) proposent d'utiliser un coefficient de correction  $F_c$  pour ajuster la valeur de  $h_c$  calculée selon le nombre de Nusselt correspondant, alors on obtient :

$$(h_c)_{eff} = F_c \cdot (h_c) \quad (6.16)$$

La corrélation utilisée pour déterminer la résistance  $R_{h,t}$  côté tube, est celle proposée par Rabas et al. (1983), qui est donnée par :

$$R_{h,t} = 0,0451 \left( \frac{\mu^{0,373}}{k^{0,538} \rho^{0,835} Cp^{0,463}} \right) \left( \frac{D_i^{0,165}}{V^{0,835}} \right) \quad (6.17)$$

où  $k, \rho, Cp$  et  $\mu$  sont les propriétés thermophysiques de l'eau de refroidissement à la température moyenne,  $D_i$  est le diamètre interne des tubes et  $V$  est la vitesse moyenne de l'eau dans les tubes.

La détermination des termes de la corrélation de l'équation 6.15 pour un condenseur réel est assez complexe. L'utilisation d'une procédure de calcul itératif est incontournable puisque cette corrélation est une fonction de la différence de température entre la surface externe du tube  $T_w$  et la température de saturation de la vapeur  $T_{sat}$ . Cette différence de température est en retour une fonction du taux de transfert de chaleur et des propriétés thermodynamiques de l'eau évaluées à la valeur moyenne de ces deux températures, ainsi que des caractéristiques du tube et des résistances côté tube. Robert et al. (1994) ont donc suggéré une expression simplifiée de l'équation 6.14 qui est donnée sous la forme suivante :

$$U = \frac{1}{R_m + R_w} \quad (6.18)$$

où  $R_w$  est la résistance de conduction de la paroi du tube. La résistance  $R_m$  est appelée "*résistance modifiée*" et est donnée par l'expression suivante :

$$R_m = \frac{1}{(h_c)_{eff}} + R_{h,t} \left( \frac{D_o}{D_i} \right) \quad (6.19)$$

Des études paramétriques ayant démontré que la résistance  $R_m$  est sensible seulement à la vitesse d'écoulement de l'eau de refroidissement et sa température, une corrélation empirique pour estimer cette résistance a été développée par Robert et al., (1994), en supposant un facteur de

correction  $F_c = 0.75$ . Cette corrélation permet d'approximer correctement le coefficient global de transfert de chaleur sans avoir recours aux procédures itératives :

$$R_m = a_1 + 3,28 \left( \frac{a_2}{V} \right) \quad (6.20)$$

où  $V$  est la vitesse de l'écoulement de l'eau de refroidissement dans les tubes. Les paramètres  $a_1$  et  $a_2$  sont fonction de la température moyenne de l'eau de refroidissement et du diamètre extérieur  $D_o$  des tubes et sont donnés dans l'Annexe 5.

Pour les calculs du condenseur entrant dans le cadre de la présente étude, un modèle simplifié a été utilisé en considérant le terme  $(UA)$  de l'équation 6.11 comme constant, et donc déterminé dans les conditions de fonctionnement normal de la centrale. À cet effet, les données fournies par les ingénieurs de la centrale ont été utilisées :

$$(UA) = \frac{Q}{\Delta T_m} \quad (6.21)$$

Il faut noter que dans ce modèle, on ne tient pas compte de la présence des gaz non condensables. On suppose également l'inexistence d'un sous-refroidissement du condensat, et on considère aussi que le retour des différents drains des réchauffeurs d'eau ne participe pas à l'échange de chaleur avec les tubes de l'eau de refroidissement. La température moyenne de l'eau de refroidissement est considérée égale à 4 °C dans la présente étude.

## 6.2.4 Modèle du dégazeur

Le dégazeur joue un double rôle dans le circuit de la boucle secondaire de la centrale : réduire la concentration des gaz non condensables (e.g., oxygène, azote et  $\text{CO}_2$ ) et apporter de l'énergie d'appoint à l'eau d'alimentation des GV. Le dégazage permet ainsi d'alimenter les GV en eau de bonne qualité (réduction des risques de corrosion) et suffisamment préchauffée, réalisant ainsi de substantielles économies d'énergie. La figure 6.8 illustre le schéma de fonctionnement d'un dégazeur sous pression. Dans le dégazeur, l'eau d'alimentation arrive par sa partie haute et est pulvérisée sur des plateaux à ruissellement. La vapeur soutirée à la turbine BP pénètre par la partie basse du dégazeur et remonte vers la partie haute. L'eau d'alimentation est ainsi chauffée

jusqu'à la température de saturation correspondant à la pression de fonctionnement du dégazeur. En passant au-dessus des gouttelettes d'eau, la vapeur emporte les gaz non condensables et en se condensant, libère ces gaz qui sont déchargés dans l'atmosphère. L'eau d'alimentation dégazée et la vapeur condensée s'écoulent alors du dégazeur vers une cuve de stockage à partir de laquelle les GV sont alimentés. Le modèle simplifié du dégazeur est représenté par un simple échangeur de chaleur à mélange, opérant sous pression comme illustré par la figure 6.9. Le débit de vapeur nécessaire pour permettre le dégazage est calculé en faisant le bilan d'énergie autour du dégazeur. Ce bilan est basé sur le principe que la quantité initiale de la chaleur contenue dans l'eau d'alimentation, plus la chaleur ajoutée par la vapeur injectée dans le dégazeur doit être égale à la quantité finale de chaleur contenue dans l'eau d'alimentation plus la quantité de vapeur qui a condensé pendant l'opération.

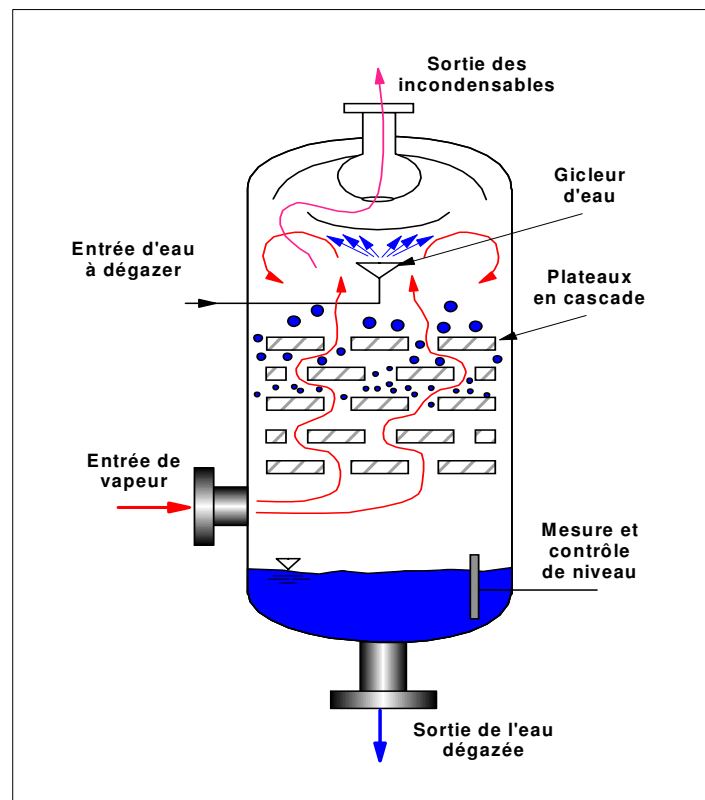


Figure 6.8 : Schéma d'un dégazeur.

La pression d'opération du dégazeur étant fixée, cela permet de déterminer la température de saturation à laquelle l'eau d'alimentation doit être chauffée. Le bilan masse/énergie est formulé selon l'équation suivante :

$$\dot{m}_{22}h_{22} + \dot{m}_{11}h_{11} + \dot{m}_{34}h_{34} = \dot{m}_{35}h_{35} \quad (6.22)$$

À partir du bilan masse/énergie, le débit de vapeur ( $\dot{m}_{11}$ ) nécessaire pour assurer le dégazage de l'eau d'alimentation peut ainsi être calculé :

$$\dot{m}_{11} = \frac{\dot{m}_{35}h_{35} - \dot{m}_{34}h_{34} - \dot{m}_{22}h_{22}}{h_{12}} \quad (6.23)$$

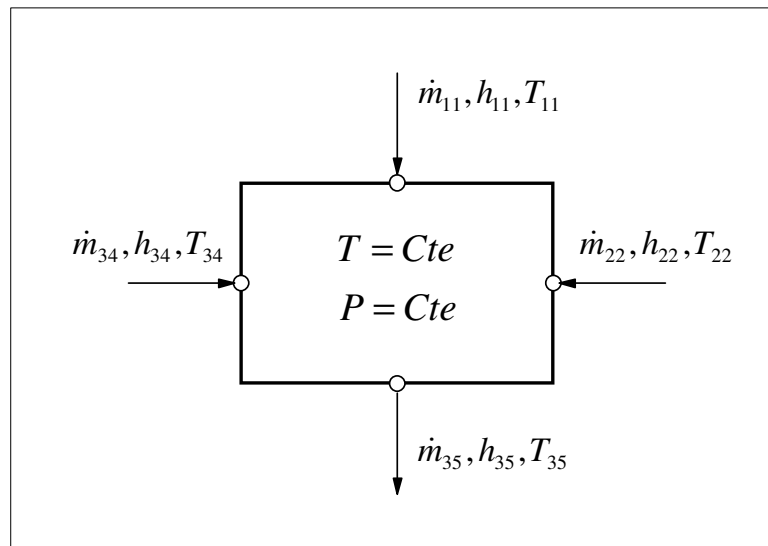


Figure 6.9 : Modèle simplifié du dégazeur.

Dans le bilan des masses, le modèle du dégazeur néglige les rejets de la vapeur dans l'atmosphère de même que tout transport d'énergie par les gaz non condensables.

### 6.2.5 Modèle du réchauffeur d'eau d'alimentation

Les réchauffeurs d'eau d'alimentation jouent un rôle capital dans la performance d'une centrale de production d'énergie. Ce sont des échangeurs de chaleur qui généralement, sont de type calandre-et-tube et peuvent comporter jusqu'à trois zones qui sont :

**a) Zone de désurchauffe :** La vapeur de soutirage surchauffée entre dans cette zone et se refroidit en cédant la chaleur de surchauffe à l'eau d'alimentation qui quitte le réchauffeur.

**b) Zone de condensation :** C'est dans cette zone que la vapeur est condensée en cédant la chaleur latente de condensation à l'eau d'alimentation. La condensation fournit la plus grosse part de la chaleur totale échangée dans le réchauffeur.

**c) Zone de sous-refroidissement :** La vapeur condensée dans la zone de condensation pénètre dans la zone de sous-refroidissement à la température de saturation, et est refroidie par l'eau d'alimentation entrant dans le réchauffeur.

La figure 7.10 illustre le schéma d'un type de réchauffeur à trois zones. Dans la centrale nucléaire de Gentilly-2, des réchauffeurs d'eau à deux zones (i.e., condensation et sous-refroidissement) sont surtout utilisés à cause de la qualité de la vapeur dans le circuit de la boucle secondaire. Il ne sera donc présenté dans ce document que les modèles de réchauffeurs à deux zones.

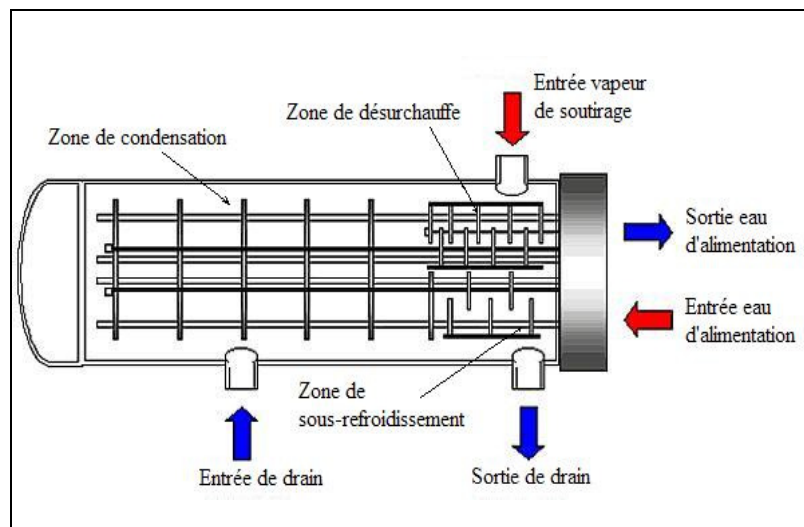


Figure 6.10 : Réchauffeur d'eau d'alimentation à trois zones.

Il faut noter que la modélisation de la zone de désurchauffe ressemble à quelques détails près à celle de la zone de sous-refroidissement. Le diagramme simplifié d'un réchauffeur d'eau à deux zones est illustré à la figure 6.11. Dans certains montages des réchauffeurs en cascade, le drain en



provenance de la zone de sous-refroidissement du réchauffeur en aval est réintroduite dans la zone de condensation du réchauffeur de basse pression juste en amont, et se mélange au condensat de ce dernier.

Les débits de fluides seront alors différents dans les zones de condensation et de sous-refroidissement. Le principe de la modélisation des réchauffeurs d'eau proposés par Weber et al., (1994) sera utilisée dans cette étude.

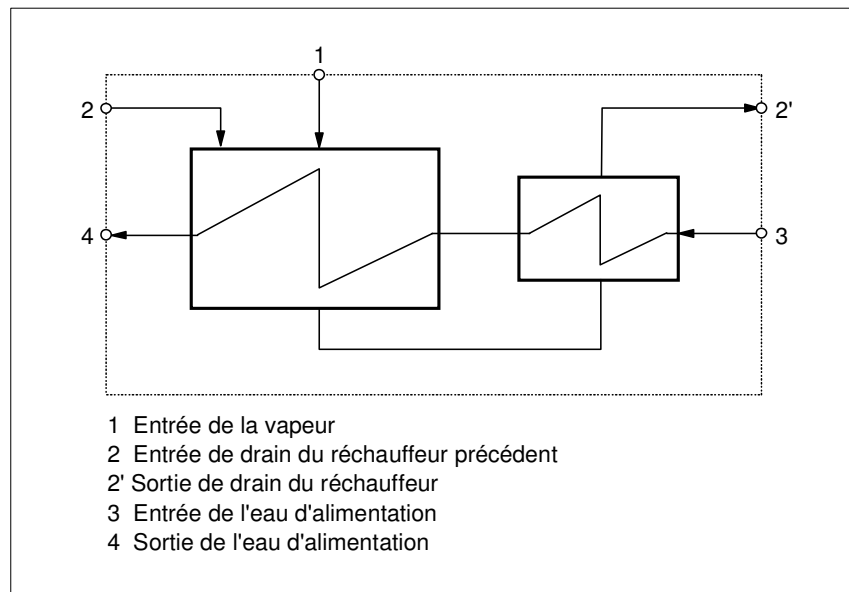


Figure 6.11 : Modèle simplifié d'un réchauffeur d'eau à deux zones.

Ce modèle est basé sur une modification de la méthode de Delaware (Bell, 1986). Cette méthode s'appuie sur un modèle séparé pour chaque zone et permet de déterminer principalement deux paramètres importants qui permettent l'étude d'un échangeur de chaleur : le coefficient global de transfert de chaleur et les pertes de charge. Les paragraphes qui suivent seront consacrés à la présentation de l'approche de modélisation des réchauffeurs d'eau.

#### a) Coefficient global de transfert de chaleur dans la zone de condensation

Pour des systèmes thermiques complexes, la méthode de la résistance thermique équivalente peut être utilisée pour déterminer le coefficient global de transfert de chaleur. La résistance équivalente se compose en général de résistances en série et/ou en parallèle, qui résultent des différents matériaux impliqués dans le transfert de chaleur. Selon Clemmer et al., (1965), quatre résistances thermiques disposées en série peuvent être considérées dans la zone de condensation (figure 6.12). Ces résistances se composent de la résistance de condensation  $R_{fh,s}$  qui inclut aussi la résistance due à l'encrassement côté calandre, la résistance de convection côté tube  $R_{h,t}$ , la résistance de conduction de la paroi des tubes  $R_w$  et la résistance due à l'encrassement à l'intérieur des tubes  $R_{fo,t}$ .

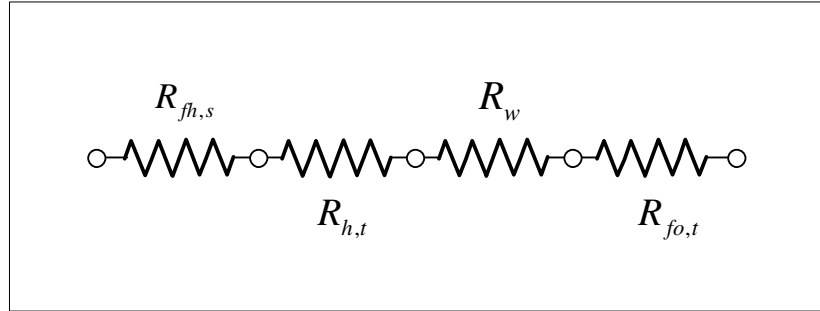


Figure 6.12 : Résistances thermiques en série.

La résistance thermique équivalente du circuit est exprimée selon l'équation ci-après :

$$R_t = R_{fh,s} + R_w + R_{h,t} + R_{fo,t} \quad (6.24)$$

avec :

$$R_{fh,s} = 7,046 \cdot 10^{-2} \quad \text{si } T_{sat} > 160^\circ C \quad (6.25)$$

$$R_{fh,s} = 12,0434(1,8T_{sat} + 32)^{-0,8912} \quad \text{si } T_{sat} < 160^\circ C \quad (6.26)$$

$$R_{h,t} = \frac{D_o}{D_i} \frac{1}{h_t} \quad (6.27)$$

$$R_w = \frac{\Delta x}{k_w} \frac{D_o}{D_i} \quad (6.28)$$

$$R_{fo,t} = 3,522 \cdot 10^{-5} \frac{D_o}{D_i} \quad (6.29)$$

où  $T_{sat}$  est la température de condensation de la vapeur à la pression constante dans le réchauffeur,  $D_o$  et  $D_i$  désignent respectivement les diamètres extérieur et intérieur des tubes,  $\Delta x$  est l'épaisseur de la paroi du tube,  $k_w$  est la conductivité thermique du tube. Le coefficient de convection ( $h_t$ ) est calculé en utilisant la relation de Dittus-Boelter (Clemmer et al., 1965) :

$$h_t = \frac{k_f}{D_i} 0,023 Re^{0,8} Pr^{0,4} \quad (6.30)$$

où Re et Pr sont respectivement les nombres de Reynolds et de Prandtl :

$$Re = \frac{\dot{m}_f D_i}{\mu_f A_i N} \quad (6.31)$$

$$Pr = \frac{C_f \mu_f}{k_f} \quad (6.32)$$

$N$  est le nombre de tubes,  $A_i$  est l'aire de la section transversale du tube,  $\mu_f$  est la viscosité du fluide dans le tube,  $\dot{m}_f$  est le débit du fluide,  $k_f$  et  $C_f$  sont respectivement la conductivité thermique et la chaleur spécifique du fluide.

Ainsi le coefficient global de transfert de chaleur dans la zone de condensation noté  $U_C$  est obtenu en prenant l'inverse de la résistance thermique équivalente du système :

$$U_C = \frac{1}{R_{fh,s} + R_w + R_{h,t} + R_{fo,t}} \quad (6.33)$$

#### **b) Coefficient global de transfert de chaleur dans la zone de sous-refroidissement**

Le coefficient global de transfert de chaleur dans la zone de sous-refroidissement  $U_{SR}$  fait intervenir également quatre résistances thermiques comme dans le cas de la zone de condensation, avec cependant quelques légères différences :

$$R_t = R_{h,s} + R_{fo,s} + R_w + R_{h,t} \quad (6.34)$$

Les résistances thermiques de conduction de la paroi du tube  $R_w$  et de convection  $R_{h,t}$  sont calculées de la même manière que dans la zone de condensation. Quand à la résistance thermique d'encrassement du côté de la calandre  $R_{fo,s}$ , la méthode de Delaware propose une valeur fixe donnée par :

$$R_{fo,s} = 5,283 \cdot 10^{-5} \quad (m^2 \cdot ^\circ C / kW) \quad (6.35)$$

Le calcul de la résistance de convection côté calandre dans la zone de sous-refroidissement ( $R_{h,s}$ ) fait intervenir un paramètre spécial noté  $S_m$ . Ce paramètre est calculé selon la méthode Weber et al. (1994):

$$S_m = \frac{(CM)(A)(S)}{0,886 D_{otl}} = C_r \cdot S \quad (6.36)$$

$D_{otl}$  est le diamètre circonscrit au faisceau de tubes dans la calandre,  $S$  est l'espacement entre les chicanes comme illustré à la figure 7.14,  $CM$  est un coefficient qui tient compte du croisement des flux et  $C_r$  est appelé distance de croisement des flux. Le paramètre  $A$  est calculé d'après l'équation suivante :

$$A = \pi \frac{D_{otl}^2}{8} \quad (6.37)$$

À partir du paramètre  $S_m$ , on peut déterminer le nombre de Reynolds (Bell, 1986) :

$$Re = \frac{D_o \dot{m}_s}{\mu_s S_m} \quad (6.38)$$

Le nombre de Reynolds calculé suivant l'équation 6.38 est proportionnel à un facteur  $J_f$  qui est déterminé en utilisant la courbe de corrélation présentée à l'Annexe 6. Ce facteur  $J_f$  permet de calculer un coefficient de convection dit de base ( $h_{base}$ ) tel que :

$$h_{base} = \frac{J_f C_s \dot{m}_s}{S_m} \left[ \frac{k_s}{C_s \mu_s} \right]^{0,667} \quad (6.39)$$

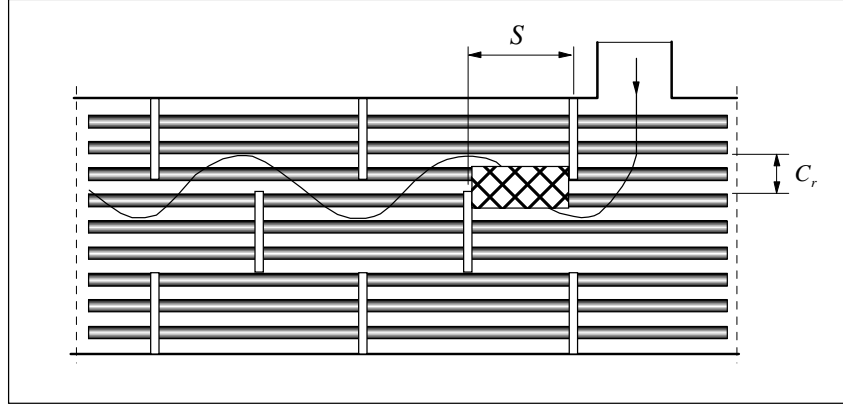


Figure 6.13 : Surface de croisement des flux.

Le coefficient de convection de base est calculé en supposant que l'écoulement de vapeur s'effectue à travers un faisceau de tubes idéal placé au centre de la calandre. Comme il est difficile de réaliser pratiquement une telle disposition, la valeur de  $h_{base}$  doit donc être corrigée pour tenir compte des conditions réelles de conception. Des facteurs de correction  $J_b$ ,  $J_c$ ,  $J_l$  et  $J_s$  sont alors utilisés (Bell, 1986) et sont déterminées à l'aide de courbes de corrélation (Annexe 6) ou fixés par les constructeurs. Ainsi le facteur de correction  $J_b$  qui est très difficile à déterminer est souvent fixé à  $J_b = 0,9$  (Mueller, 1986). Les facteurs de correction  $J_c$ ,  $J_b$ ,  $J_l$  et  $J_s$  tiennent respectivement compte du croisement des flux, de la possibilité que la vapeur peut traverser la zone sans entrer en contact avec aucun des tubes ou chicane, des fuites de vapeur et de l'espacement des chicanes à l'entrée et à la sortie de la zone. Le coefficient de convection thermique corrigé noté ( $h_s$ ) est ainsi exprimé par l'équation suivante :

$$h_s = h_{base} J_b J_c J_l J_s \quad (6.40)$$

On en déduit la résistance de convection thermique dans la calandre  $R_{h,s}$  telle que :

$$R_{h,s} = \frac{1}{h_s} \quad (6.41)$$

Le coefficient global de transfert de chaleur dans la zone de sous-refroidissement noté  $U_{SR}$  s'exprime alors par l'équation suivante :

$$U_{SR} = \frac{1}{R_{h,s} + R_{fo,s} + R_w + R_{h,t}} \quad (6.42)$$

### c) Pertes de charge dans la zone de sous-refroidissement

Les pertes de charges dans les réchauffeurs d'eau doivent également être évaluées dans chaque zone. En pratique, les pertes de charges dans la zone de condensation peuvent être négligées, et donc les seules pertes à prendre en compte sont celles de la zone de sous-refroidissement. La méthode de Delaware calcule deux types de pertes de charge : la perte de charge dans une section de croisement de flux notée  $\Delta P_b$  et la perte de charge dans une fenêtre de chicane notée  $\Delta P_w$ . Ces pertes s'additionnent suivant une certaine pondération pour donner la perte de charge totale  $\Delta P_s$  dans la zone considérée. La perte de charge dans une section de croisement de flux s'exprime d'après l'équation suivante :

$$\Delta P_b = \frac{2f_i \dot{m}_s^2 N_c}{\rho_s g_c S_m^2} \quad (6.43)$$

Dans le système international, le paramètre  $g_c = 1$ ,  $f_i$  est un facteur de correction qui dépend du nombre de Reynolds (Voir Annexe 6),  $\rho_s$  est la densité du fluide,  $N_c$  est le nombre de tubes dans la section de croisement des flux, il est déterminé selon l'équation suivante :

$$N_c = \frac{(CM)(A)}{D_{out}(0,866)P_t} = \frac{S_m}{S(P_t)} \quad (6.44)$$

où  $P_t$  est le pas des tubes comme illustré sur la figure 6.14.

Quant à la perte de charge dans une fenêtre de chicane, elle est exprimée selon l'équation suivante :

$$\Delta P_w = \frac{\dot{m}_s^2}{g_c S_m A_w \rho_s} \quad (6.45)$$

où  $S_w$  est la section de la fenêtre de chicane dont la valeur dépend du mode de segmentation des chicanes du réchauffeur (figure 6.15). La perte de charge totale de la zone ( $\Delta P_s$ ) exprimée en

fonction des pertes de charge  $\Delta P_b$  et  $\Delta P_w$  doit être corrigée par les facteurs de correction  $J_b$ ,  $J_l$  et  $J_s$  :

$$\Delta P_s = [(N_b - 1)\Delta P_b J_b + N_b \Delta P_w] J_l + 2\Delta P_b J_b J_s \quad (6.46)$$

où  $N_b$  est le nombre de chicanes qui est calculé selon l'équation suivante :

$$N_b = \frac{L - S_{si} - S_{so}}{S_s} + 1 \quad (6.47)$$

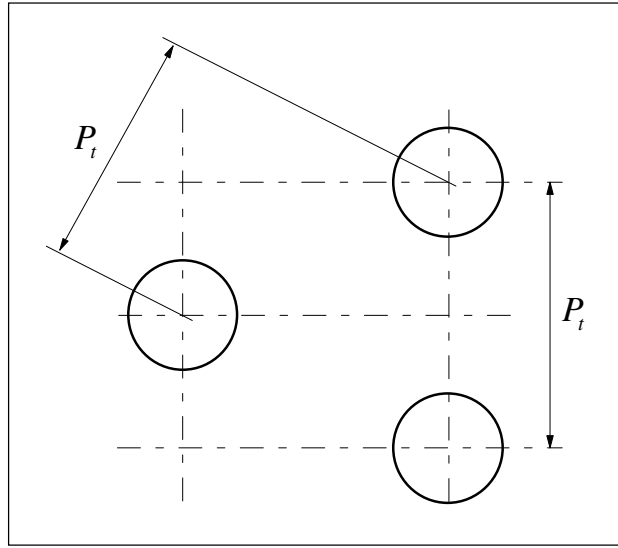


Figure 6.14 : Le pas des tubes pour une disposition triangulaire.

$L$  est la longueur de la zone,  $S_s$  est l'espace qui existe entre les chicanes,  $S_{si}$  est l'espace qui existe entre l'entrée de la zone et la première chicane,  $S_{so}$  est l'espacement entre la dernière chicane et la sortie de la zone.

Le schéma de la figure 6.16 présente le modèle simplifié d'un réchauffeur d'eau d'alimentation à deux zones (condensation et sous-refroidissement) ainsi que les profils de température de la vapeur. La connaissance du coefficient d'échange de chaleur dans chaque zone, ainsi que les pertes de charges seront utilisées pour évaluer les caractéristiques thermodynamiques (température, enthalpie, etc.) de l'eau d'alimentation à la sortie du réchauffeur.

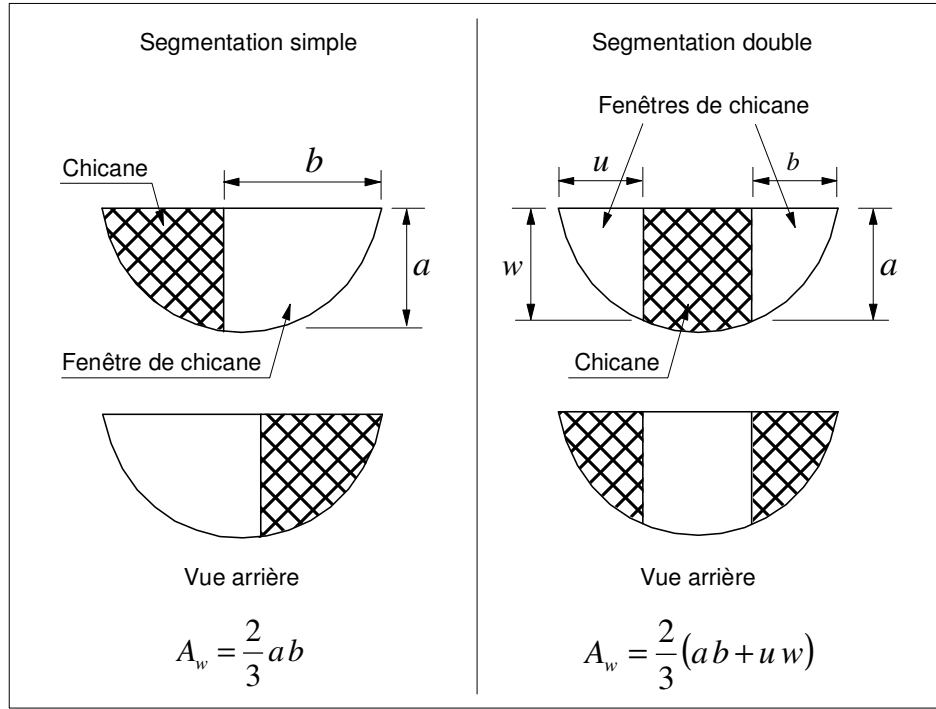


Figure 6.15 : Principe de la segmentation des chicanes.

Pour l'étude des échanges thermiques, on supposera en général que les caractéristiques de la vapeur à l'entrée de la calandre ( $T_{si}$ ,  $h_{si}$ ,  $P_{si}$ ) ainsi que de l'eau d'alimentation à l'entrée des tubes ( $T_{fwi}$ ,  $h_{fwi}$ ,  $P_{fwi}$ ) sont connues. Pour faciliter la détermination des caractéristiques thermodynamiques de l'eau d'alimentation, les calculs commencent par la zone de sous-refroidissement. Il sera adoptée ici les notations suivantes pour les indices :  $d, s$  et  $fw$  pour désigner respectivement le drain, la vapeur et l'eau d'alimentation,  $o$  pour la sortie et  $i$  pour l'entrée.

#### d) Bilan d'énergie dans la zone de sous-refroidissement

Le condensat (dont le titre est  $x = 0$ ) dans la calandre se refroidit en cédant la quantité de chaleur  $q_{SR}$  à l'eau d'alimentation :

$$q_{SR} = \dot{m}_s (h_{so} - h_d) = \dot{m}_{fw} (h'_{fwo} - h_{fwi}) \quad (6.48)$$



En utilisant l'équation de transfert de chaleur cette équation peut s'écrire :

$$q_{SR} = U_{SR} (A_{SR}) \Delta T_{m,SR} \quad (6.49)$$

où la température logarithmique moyenne  $\Delta T_{m,SR}$  est calculée par l'équation suivante :

$$\Delta T_{m,SR} = \frac{(T_{so} - T'_{fwo}) - (T_{si} - T_{fwo})}{Ln \left( \frac{T_{so} - T'_{fwo}}{T_{si} - T_{fwo}} \right)} \quad (6.50)$$

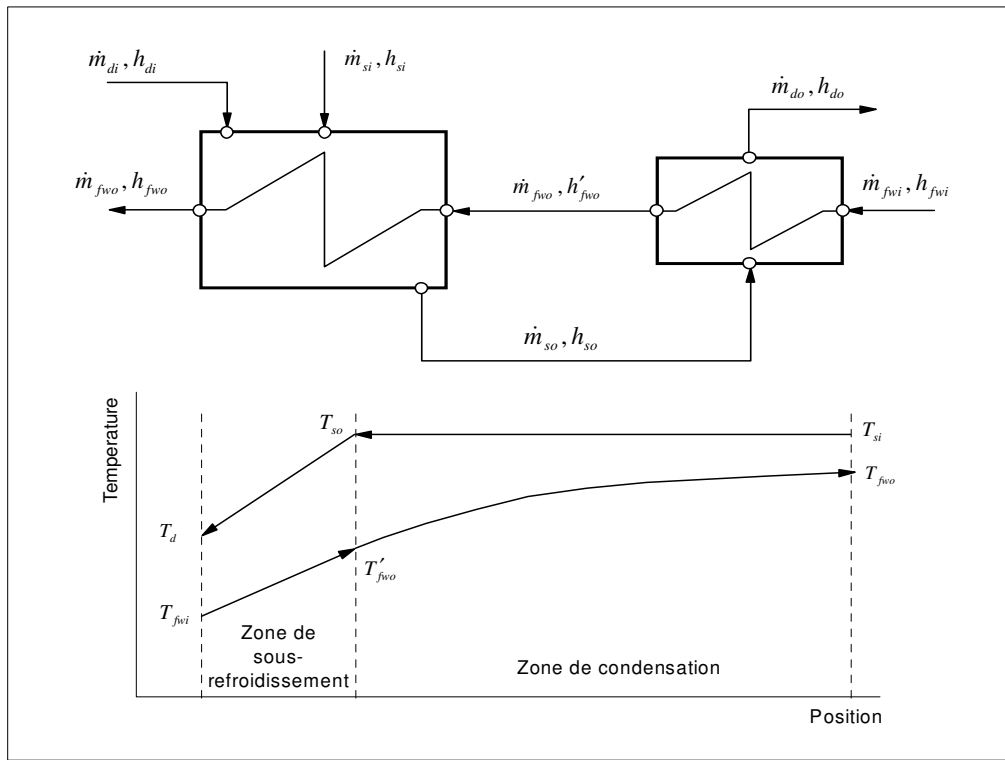


Figure 6.16 : Modèle simplifié d'un réchauffeur à deux zones.

L'enthalpie de l'eau d'alimentation  $h'_{fwo}$  à la sortie de la zone de sous-refroidissement peut être déterminée en utilisant les équations 6.48 et 6.49, et en supposant une valeur arbitraire initiale de la température  $T_d$  (et donc de l'enthalpie  $h_d$ ). Une procédure de calcul itératif basée sur la méthode de Newton-Raphson (Davis et al., 2000) permet d'ajuster la température initiale

arbitraire  $T_d$  jusqu'à la convergence des équations de bilan d'énergie et de transfert de chaleur. Pour ces calculs nous avons le taux d'erreur admissible égal à  $\varepsilon \leq 10^{-4}$ .

#### e) Bilan d'énergie dans la zone de condensation

Les propriétés thermodynamiques de l'eau d'alimentation déterminées à la sortie de la zone de sous-refroidissement serviront des données d'entrées pour la zone de condensation. Dans cette zone, la valeur de l'enthalpie de l'eau d'alimentation à la sortie du réchauffeur  $h_{fwo}$  est calculée en utilisant une procédure de calcul itératif similaire à celle utilisée dans la zone de sous-refroidissement. Elle est basée sur le bilan d'énergie exprimé selon l'équation suivante :

$$q_{Cond} = \dot{m}_s (h_{si} - h_{so}) = \dot{m}_{fw} (h_{fwo} - h'_{fwo}) \quad (6.51)$$

et de l'équation de transfert de chaleur :

$$q_{Cond} = U_{Cond} (A_{Cond}) \Delta T_{m,Cond} \quad (6.52)$$

où

$$\Delta T_{m,Cond} = \frac{(T_{so} - T'_{fwo}) - (T_d - T_{fwi})}{Ln \left( \frac{T_{so} - T'_{fwo}}{T_d - T_{fwi}} \right)} \quad (6.53)$$

Si l'égalité entre les équations de bilan d'énergie et du transfert de chaleur n'est pas vérifiée dans une marge d'erreur de  $10^{-4}$ , alors la procédure de calcul itératif ajuste la pression de soutirage, et on recommence les calculs à partir de la zone de sous-refroidissement. Le principe de l'algorithme de calcul itératif est présenté dans la section suivante.

### 6.3 Simulation de la boucle secondaire

Le simulateur que nous avons présenté à la section 5.1 a été utilisé pour effectuer les calculs de la boucle secondaire. Il permet de calculer les propriétés thermodynamiques de l'eau et de la vapeur aux différents états de l'installation.

### 6.3.1 Principe de la simulation

La simulation de la boucle secondaire se fait d'abord localement au niveau de chaque équipement thermique. Par la suite, une itération globale permet d'intégrer tout le cycle dans les calculs. Comme nous l'avons montré dans les précédents paragraphes, les bilans d'énergie et de masse sont dans la plupart des cas suffisants pour modéliser les équipements thermiques dans le circuit de la boucle secondaire. Cependant, au niveau des réchauffeurs d'eau d'alimentation et du condenseur, des procédures de calcul itératif sont nécessaires pour évaluer les propriétés thermodynamiques des fluides qui y circulent. La simulation au niveau d'un réchauffeur d'eau à deux zones procède selon le diagramme présenté à la figure 6.17. Il faut noter que les réchauffeurs d'eau HR11 et DC10 peuvent ici être fusionnés et considérés comme un seul réchauffeur unique à deux zones. Le terme générique  $P_s(k)$  désigne la pression de soutirage à l'étage  $k$  de la turbine (turbine HP ou BP). Pour comprendre le diagramme de la figure 6.17, il est important de se référer au profil des températures présentées à la figure 6.16. Les calculs au niveau d'un réchauffeur d'eau conduisent souvent à modifier les pressions de soutirage initialement suggérées au niveau des étages de la turbine afin de permettre la convergence des solutions. Ces modifications requièrent alors une reconsidération des valeurs suggérées en amont pour effectuer les calculs. Il est donc nécessaire de refaire le calcul de la boucle globale en prenant comme valeurs suggérées, les nouveaux états thermodynamiques (pression, température, etc.) qui ont permis la convergence des réchauffeurs d'eau. La figure 6.18 illustre le principe de la simulation de toute la boucle secondaire. Les calculs sont effectués suivant l'ordre d'apparition des équipements, en commençant par la turbine HP où la pression à la fin de la détente est suggérée (notée  $P_{HP}$ ). Cette pression correspond à la pression de soutirage de la vapeur haute pression. Au niveau de la turbine BP, les pressions de soutirage sont notées  $P_{BP}$ . Si les calculs au niveau d'un réchauffeur ne convergent pas, alors une modification est apportée à la pression de soutirage ( $P'_{HP}$  ou  $P'_{BP}$ ) et le calcul de toute la boucle est repris.

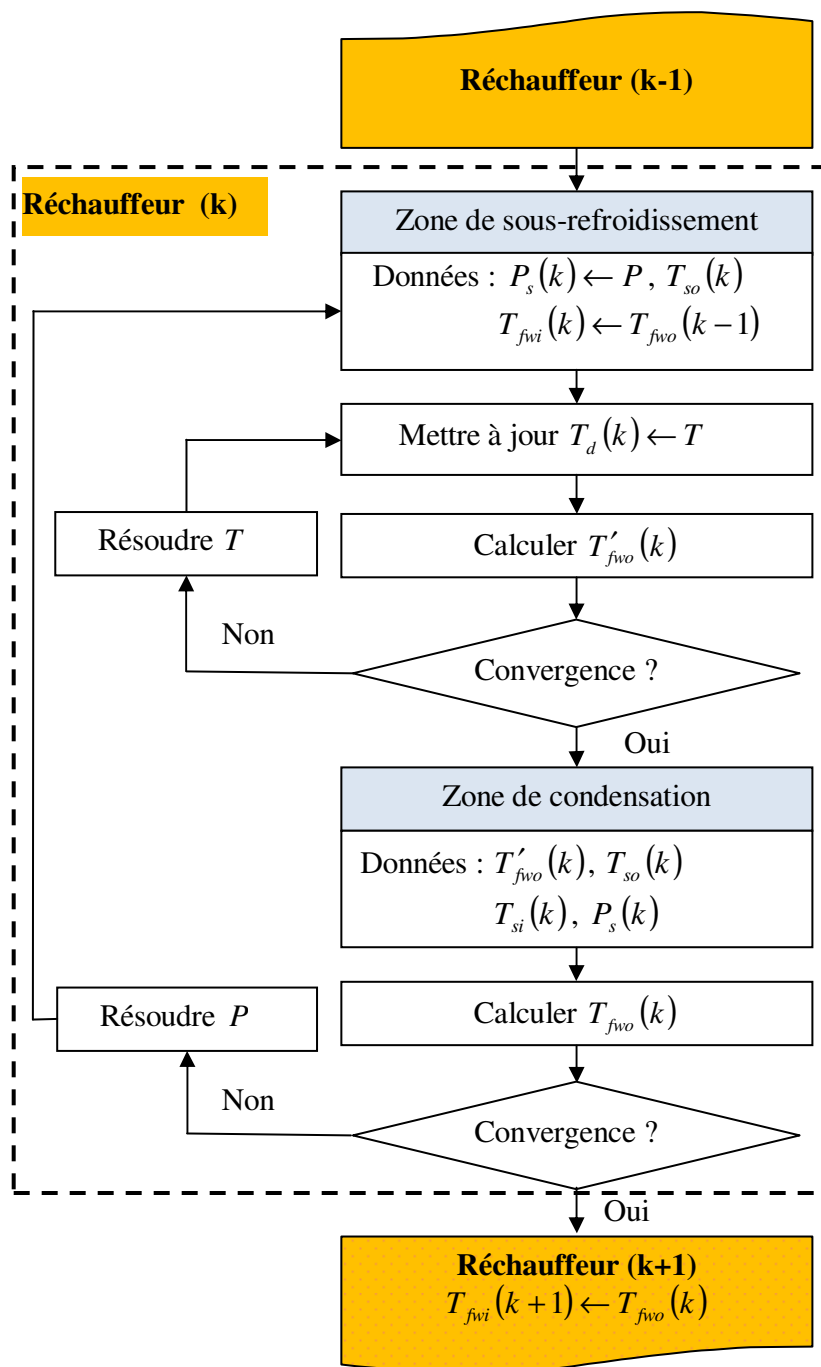


Figure 6.17 : Simulation d'un réchauffeur d'eau à deux zones.

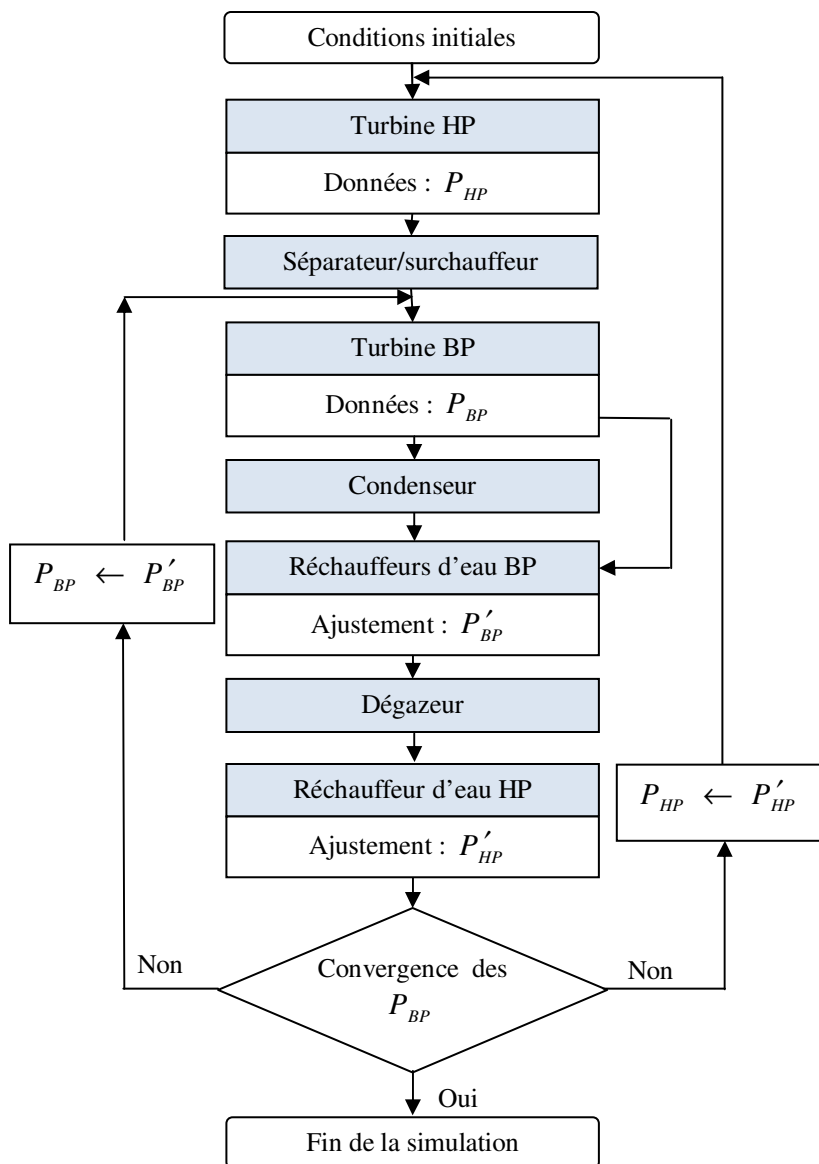


Figure 6.18 : Principe de l'itération globale de la boucle secondaire.

### 6.3.2 Validation du modèle thermodynamique de la boucle secondaire

Nous avons simulé la boucle secondaire en considérant deux cas, à savoir une simulation avec ou sans une itération sur la boucle globale. Les résultats sont présentés dans les tableaux 6.2 et 6.3, et sont comparés avec les données de fonctionnement de la centrale. Les différences observées entre les résultats de la simulation et les données de fonctionnement sont en partie dues aux

hypothèses simplificatrices qui ont été introduites pour tenir compte du manque de certaines données du problème.

Tableau 6.2 : Validation du modèle : débit massique.

État	Débit massique (kg/s)			Température (°C)		
	Conditions actuelles de la centrale	Simulation sans une itération globale	Simulation avec une itération globale	Conditions actuelles de la centrale	Simulation sans une itération globale	Simulation avec une itération globale
1	1030.00	1030.00	1030.00	258.50	258.50	258.50
2	67.40	67.40	67.40	258.50	258.50	258.50
3	67.40	67.40	67.40			
4	962.60	962.60	962.60	255.70	255.71	255.71
5	29.20	29.40	29.40			
7	930.80	930.60	930.60			
8	43.50	45.26	45.07			
9	843.80	840.08	840.46			
<b>10</b>	843.80	840.08	840.46	<b>243.50</b>	<b>237.57</b>	<b>243.43</b>
11	28.40	28.40	28.40			
12	51.40	51.40	51.40	152.00	155.25	151.13
13	46.80	46.80	46.80	118.80	120.81	118.49
14	82.10	82.10	82.10	86.60	89.39	86.84
15	639.70	631.38	631.75			
<b>16</b>	820.00	814.28	814.65	<b>30.80</b>	<b>30.29</b>	<b>30.61</b>
17	820.00	814.28	814.65			
19	820.00	814.28	814.66	41.50	41.18	43.63
<b>20</b>	820.00	814.28	814.66	<b>83.30</b>	<b>86.65</b>	<b>84.48</b>
<b>21</b>	820.00	814.28	814.66	<b>114.90</b>	<b>119.39</b>	<b>116.18</b>
<b>22</b>	820.00	814.28	814.66	<b>147.90</b>	<b>153.41</b>	<b>149.27</b>
<b>23</b>	51.40	51.40	51.40	<b>123.50</b>	<b>125.69</b>	<b>122.33</b>
<b>24</b>	98.20	98.20	98.20	<b>91.50</b>	<b>96.78</b>	<b>95.03</b>
<b>25</b>	180.30	180.30	180.30	<b>82.50</b>	<b>89.39</b>	<b>86.84</b>
26	180.30	157.92	180.30			
32	183.60	187.32	157.54			
34	183.60	1030.00	186.95			
<b>36</b>	1030.00	1030.00	1030.00	<b>168.60</b>	<b>172.16</b>	<b>170.46</b>
37	1030.00		1030.00	186.50	188.91	187.74

Les puissances et les rendements calculés en utilisant les résultats de la simulation intégrant une itération globale de la boucle sont de 677.50 MW et 32.87% contre 676.82 MW et 33.02% sans une itération globale de la boucle. Ces résultats sont comparables aux données de la centrale qui

sont de 675.8 MW et 32.77%. On remarque que la simulation prenant en compte une itération globale de la boucle offre les meilleurs résultats, notamment les résultats soulignés en gras dans les tableaux.

Tableau 6.3 : Validation du modèle : Pressions et enthalpies spécifiques.

État	Pression (kPa)			Enthalpie spécifique (kJ/kg)		
	Conditions actuelles de la centrale	Simulation sans une itération globale	Simulation avec une itération globale	Conditions actuelles de la centrale	Simulation sans une itération globale	Simulation avec une itération globale
1	4583.60	4583.60	4583.60	2793.00	2792.41	2792.40
2	4583.60	4583.60	4583.60			
3	4515.10	4583.60	4583.60			
4	4373.50	4373.50	4373.50			
5	1300.60	1310.31	1310.31			
7	<b>1300.60</b>	<b>1310.42</b>	<b>1310.42</b>	2601.20	2568.51	2595.89
9	1240.90	1250.42	1250.42	2918.70	2915.55	2920.26
10	<b>1199.90</b>	<b>1210.42</b>	<b>1210.42</b>			
11				2832.00	2848.23	2813.90
12	<b>491.70</b>	<b>490.42</b>	<b>490.42</b>	2748.70	2805.85	2749.70
13	<b>189.70</b>	<b>189.33</b>	<b>189.33</b>	2601.30	2674.49	2606.40
14	<b>62.10</b>	<b>62.16</b>	<b>62.16</b>	2052.40	2076.87	2047.40
15	4.30	4.40	4.40			
16	116.60	116.70	116.70			
22	1466.60	1613.21	1613.21	820.00		
35	994.30	994.30	994.30	707.00	725.55	718.16
36	6194.20	6359.62	6359.62	716.00	714.76	724.20
37	6194.20	6320.94	6320.94	794.40	802.72	797.50
38	994.30	994.30	994.30	<b>707.00</b>	<b>725.55</b>	<b>718.16</b>

Bien que les différences des résultats des deux modes de simulation ne soient pas assez significatives, il faut cependant noter qu'elles affectent la puissance nette calculée ainsi que le rendement du cycle. À cet effet, des tests ont été effectués en utilisant les deux modes de simulation afin de pouvoir analyser les effets des pressions de soutirage. Dans cette expérience, la pression au niveau du dégazeur a été maintenue constante ( $P_{11} = 730 \text{ kPa}$ ). Le tableau 6.4 compare les résultats avec les données actuelles de la centrale. On peut ainsi observer que lorsque la simulation ne tient pas compte d'une itération globale de la boucle, les variations des pressions

de soutirage affectent aussi bien le travail fourni que le rendement du cycle. Dans l'autre cas, ces valeurs restent pratiquement constantes indépendamment des variations des pressions de soutirage.

Il est donc clair que si les différents modèles qui sont inclus dans la simulation de la boucle secondaire affectent les pressions, tout changement de ces dernières aura alors un effet sur l'ensemble du cycle. C'est pour ces raisons que l'optimisation de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2 sera effectuée en utilisant le mode de simulation intégrant une itération globale de la boucle. De façon générale, on peut conclure que le modèle proposé pour simuler la boucle secondaire est capable de reproduire les états de fonctionnement de la centrale. Une étude paramétrique peut ainsi être effectuée dans le but d'analyser l'influence des débits des soutirages de la vapeur sur le travail produit ainsi que sur le rendement du cycle.

Tableau 6.4 : Effets des variations des pressions.

Variables	Rendement (%) (Rendement actuel: 32.87%)		Travail net (MW) (Travail actuel: 677.50 MW)	
Pressions (kPa)	Sans itération globale	Avec une itération globale	Sans itération globale	Avec une itération globale
$P_{12} = 490; P_{13} = 190; P_{14} = 62$	32.83	32.92	680.79	676.43
$P_{12} = 660; P_{13} = 250; P_{14} = 80$	32.77	32.91	685.72	676.38
$P_{12} = 360; P_{13} = 80; P_{14} = 40$	32.68	32.93	681.66	676.47

## 6.4 Analyse paramétrique des soutirages

Le cycle thermodynamique de la vapeur dans la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2 est un cycle de Rankine avec surchauffe et régénération de la chaleur. Ainsi, de la vapeur prélevée aux GV est utilisée pour surchauffer la vapeur sortant de la turbine HP avant son admission dans la turbine BP. Des soutirages de vapeur sont également opérés aux niveaux des turbines HP et BP pour préchauffer l'eau d'alimentation qui retourne aux GV. Nous analyserons



dans cette section, les effets des différents soutirages sur le travail des turbines ainsi que sur le rendement du cycle.

### 6.4.1 Effets de la surchauffe de la vapeur

La vapeur détendue dans la turbine HP devient très humide à la sortie de cette dernière, et doit par conséquent être surchauffée pour être admise dans la turbine de basse pression suivante. À cet effet, une certaine quantité de vapeur est alors prélevée au niveau des GV pour fournir l'énergie nécessaire à la surchauffe de la vapeur admise dans la turbine BP. Évidemment, si le prélèvement permet d'une part d'augmenter la qualité de la vapeur et par conséquent le rendement de la turbine, elle provoque d'autre part une perte de travail car la quantité de vapeur disponible dans la turbine HP s'en trouve diminuée. Les effets du prélèvement sont illustrés à la figure 6.19 où les courbes du rendement et du travail sont tracés en fonction de la quantité de la vapeur  $\dot{m}_2$  prélevée.

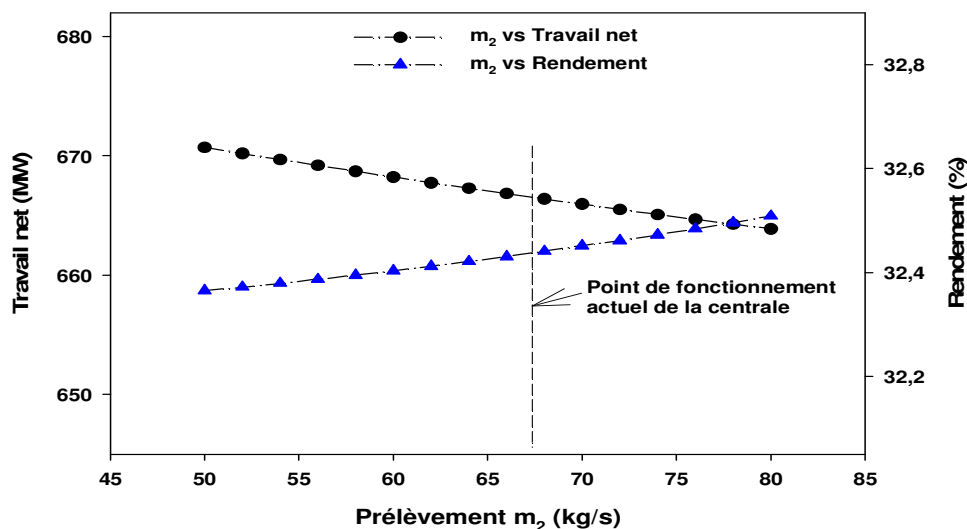


Figure 6.19 : Effets de la surchauffe de la vapeur.

D'après la figure 6.19, le travail et le rendement constituent deux objectifs en compétition dans le contexte d'une optimisation, les deux évoluant en sens inverse l'un de l'autre avec la variation de

la quantité de la vapeur prélevée. L'état optimal ne peut être alors réalisé sans tenir compte d'une optimisation multi-objectif.

### 6.4.2 Effets de la régénération de la chaleur

La régénération de la vapeur est réalisée par les soutirages de vapeur à différents étages de la turbine BP ( $\dot{m}_{12}$ ,  $\dot{m}_{13}$  et  $\dot{m}_{14}$ ) pour réchauffer l'eau d'alimentation. Un soutirage haute pression  $\dot{m}_5$  est également opéré au niveau de la turbine HP. La figure 6.20 résume les effets des variations des différents soutirages sur le travail et le rendement du cycle. Comme le montrent les graphes de la figure 6.20, les soutirages basse pression  $\dot{m}_{12}$  et  $\dot{m}_{13}$  ainsi que celui de la haute pression  $\dot{m}_5$  ont des effets similaires sur le travail et le rendement. En effet, avec l'augmentation des débits de vapeur soutirée, le travail diminue, tandis que le rendement augmente. Ce processus est inversé dans le cas contraire. Le soutirage  $\dot{m}_{14}$  présente cependant quelques particularités.

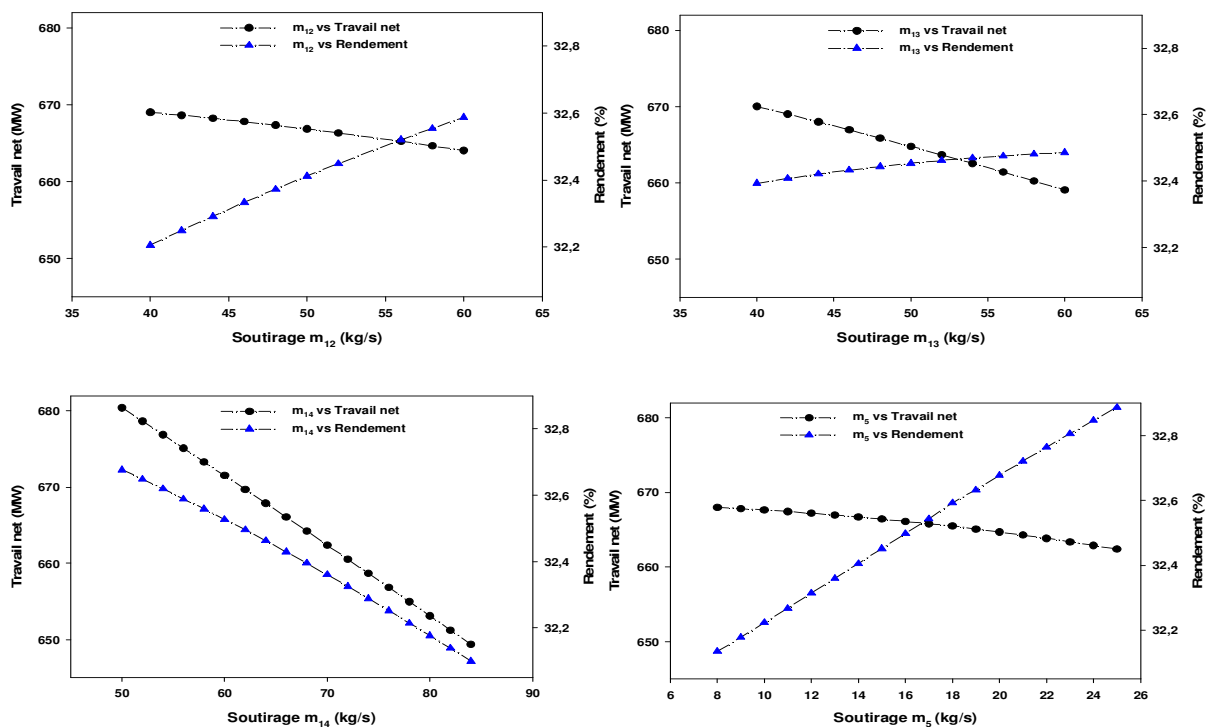


Figure 6.20 : Effets de la régénération de la chaleur.

Bien que la courbe du travail en fonction du débit présente la même allure que dans les autres cas déjà cités, celle du rendement est par contre différente. L'augmentation du soutirage  $\dot{m}_{14}$  provoque simultanément la diminution du travail et du rendement. Il faut remarquer que ce soutirage est le dernier qui est effectué sur la turbine BP, dans la zone où la pression et la température sont basses. De plus, ce soutirage est mélangé à l'humidité collectée au niveau des collecteurs d'humidité aménagés dans la turbine. La quantité de cette dernière n'étant pas connue, nous avons supposée sa valeur constante et égale à 16.6 kg/s. Il s'en suit alors que le titre global du mélange est très faible, et la chaleur de condensation cédée à l'eau d'alimentation ne permet pas d'élever suffisamment sa température avant son entrée dans le dégazeur. À ce niveau donc, plus de vapeur devra être soutirée de la turbine BP pour amener la température de l'eau d'alimentation à la température de saturation du dégazeur. Par conséquence, la puissance développée au niveau de la turbine BP s'en trouve être réduite. Pour maintenir le bilan de masse dans le circuit de la boucle secondaire, le soutirage haute pression doit alors être diminué. Cela conduit à une diminution de la température de l'eau d'alimentation entrant dans les générateurs de vapeur, et donc à une diminution du rendement.

À l'exception du soutirage réalisé dans les derniers étages de la turbine BP ( $\dot{m}_{14}$ ), tous les autres soutirages ont un effet tel que la diminution de la quantité de vapeur soutirée s'accompagne d'une diminution du rendement et d'un accroissement du travail. Un état de fonctionnement optimal de la centrale sera donc un compromis réalisé entre le travail et le rendement. L'optimisation multi-objectif peut dans ce cas aider à déterminer les meilleures combinaisons des soutirages qui offrent des états de fonctionnement optimal de la centrale.

## 6.5 Optimisation de la boucle secondaire

Les travaux d'optimisation de la boucle secondaire visent essentiellement à déterminer les conditions d'utilisation de la surchauffe et de la régénération afin de maximiser simultanément le rendement du cycle et le travail net des turbines. L'optimisation permettra de fixer les fractions de soutirages pour atteindre ces objectifs. Une définition complète des fonctions objectif, des

variables de décision ainsi que des contraintes du problème est présentée dans les paragraphes suivants.

### 6.5.1 Fonctions objectif, variables et contraintes du problème

Les deux fonctions objectif du problème d'optimisation de la boucle secondaire sont:

- Maximiser le travail net ( $W_{net}$ )
- Maximiser le rendement du cycle ( $\eta_{cycle}$ )

Le travail net est la différence entre le travail mécanique produit par les turbines et la puissance totale des pompes. Ainsi l'équation de la puissance nette est exprimée comme suit :

$$W_{net} = W_{turbines} - W_{Pompes} \quad (6.54)$$

Le rendement du cycle est le rapport entre le travail net produit et la puissance thermique ( $Q$ ) fournie par le générateur de vapeur :

$$\eta_{cycle} = \frac{W_{net}}{Q} \quad (6.55)$$

Les variables d'optimisations utilisées sont les débits de la vapeur soutirée pour réaliser la surchauffe ou la régénération. Ces débits peuvent être exprimés en fraction du débit total de la vapeur admise dans la turbine. La fraction de soutirage  $Y_2$  est le prélèvement de vapeur au niveau du GV pour réaliser la surchauffe de la vapeur entrant dans la turbine BP. Les variables  $Y_{12}$ ,  $Y_{13}$  et  $Y_{14}$  sont les soutirages BP pour réchauffer l'eau d'alimentation dans les réchauffeurs d'eau, tandis que  $Y_5$  est la fraction de soutirage HP qui est utilisée dans le réchauffeur HP. Ces variables sont présentées dans le tableau 6.5 avec une indication sur les marges de variations suggérées. L'optimiseur doit générer des variables dans ces gammes de valeurs spécifiées.

Comme pour tout système industriel, le fonctionnement de la boucle secondaire doit respecter certaines contraintes fonctionnelles ou imposées. Ainsi les contraintes suivantes doivent être respectées :

- Rendement du cycle :  $\eta_{cycle} \leq 0,43$
- Température de la vapeur alimentant les turbines BP :  $T_{10} \leq 258 \text{ }^{\circ}\text{C}$
- Température de saturation du dégazeur :  $T_{35} \geq 166 \text{ }^{\circ}\text{C}$
- Variation de la pression dans chacun des réchauffeurs :  $\Delta P \leq 20 \text{ kPa}$
- Pertes de charge totale dans les réchauffeurs :  $\Delta P_{total} \leq 40 \text{ kPa}$

Tableau 6.5 : Variables de décision.

Variables d'optimisation	Valeur minimale (%)	Valeur maximale (%)
$Y_2$	5,8	7,2
$Y_5$	2,7	3,3
$Y_{12}$	5,4	6,7
$Y_{13}$	4,9	6,1
$Y_{14}$	6,9	8,5

En effet, le rendement du cycle ne peut être supérieur au rendement de Carnot si nous considérons les températures des sources chaude et froide utilisées dans la boucle secondaire. Les calculs itératifs des réchauffeurs impliquent des ajustements de la pression de la vapeur soutirée dont les valeurs admissibles doivent être inférieures ou égales à 20 kPa.

### 6.5.2 Réglages des paramètres de l'algorithme d'optimisation

L'architecture du dispositif mis en place pour optimiser la boucle secondaire a été décrite dans la section 5.1. Pour l'exécution du processus d'optimisation, certains paramètres de l'optimiseur doivent préalablement être réglés. Le tableau 6.6 résume les réglages de la métrique de progression  $\xi$  (voir section 5.1.3) utilisé pour guider l'auto-adaptation de l'algorithme. Le nombre maximal de générations pour arrêter la recherche est fixé à 500 si la métrique de contrôle ( $\xi \leq -18$ ) n'est pas atteinte. Suivant les réglages de la métrique de contrôle pour chaque phase du processus de la recherche des solutions, les opérateurs génétiques utilisés sont présentés dans le Tableau 6.7. Les taux de mutation et de croisement sont également définis pour chaque opérateur.

Tableau 6.6 : Contrôle du processus d'optimisation.

Phase de la recherche	Métrique de contrôle
Exploration	$\xi \geq -8$
Hybride	$-12 \leq \xi \leq -8$
Exploitation	$-18 \leq \xi \leq -12$
Arrêt	$\xi \leq -18$ ou 500 générations

Une population initiale de 200 individus a été utilisée pour le lancement de l'algorithme. Le nombre de couloirs est fixé à 60x60. L'optimisation multi-objectif de la boucle secondaire a permis de trouver un ensemble de solutions, qui sont des solutions Pareto optimales. Ces solutions définissent différentes combinaisons des soutirages permettant d'opérer la centrale dans des conditions optimales.

Tableau 6.7 : Application des opérateurs génétiques.

Phases de la recherche	Type d'opérateurs	Taux (%)
Exploration	Mutation aléatoire	90
	Croisement uniforme	10
Hybride	Mutation probabiliste	50
	Croisement uniforme	50
Exploitation	Mutation probabiliste	10
	Croisement arithmétique	90

Dans les sections qui suivent, nous présenterons les résultats obtenus et discuterons de la configuration du front de Pareto.

### 6.5.3 Résultats et analyses

Les résultats de l'optimisation de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2 sont présentés sur la figure 6.21 où l'ensemble des solutions optimales forment un front de Pareto dans l'espace des fonctions objectif. Les puissances calculées varient entre 680.899 MW et 688.515 MW avec des rendements respectifs de 33.43% et 33.12%. L'état de fonctionnement actuel de la centrale est également représenté sur la figure 6.21. Cette solution est celle obtenue

dans la validation du modèle thermodynamique de la boucle secondaire. Par rapport à ce point de fonctionnement, on peut remarquer que les solutions obtenues par l'optimisation représentent les meilleurs compromis possibles entre la puissance et le rendement. L'allure du front de Pareto issu de l'optimisation de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2 est typique à cette dernière et ne peut donc être généralisée pour toutes les autres centrales. En effet, les configurations des réchauffeurs d'eau et les hypothèses simplificatrices utilisées pour la modélisation de la boucle secondaire sont autant de facteurs qui peuvent influencer l'allure finale du front de Pareto.

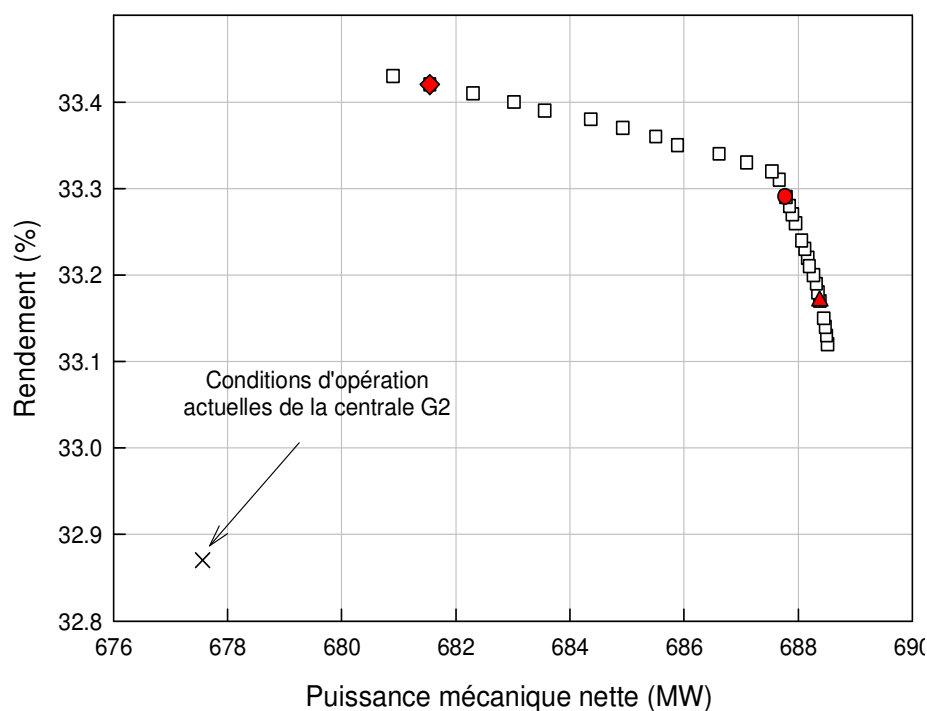


Figure 6.21 : Solutions Pareto optimales de la boucle secondaire.

En observant l'allure du front de Pareto présenté à la figure 6.21, il est possible de diviser celui-ci en deux zones distinctes comme le montre la figure 6.22. Une analyse détaillée des données montre que dans chacune des deux zones, il y a des soutirages particuliers qui sont actifs (i.e., qui contrôlent le processus). Ainsi, dans la "zone 1" où les rendements sont supérieurs à 33.33%, les soutirages  $Y_2$  et  $Y_{13}$  contrôlent le processus, avec le soutirage haute pression  $Y_5$  étant réglé au maximum. Le rendement décroît tandis que le travail des turbines croît en diminuant les fractions

des soutirages de la vapeur. Dans la "zone 2", c'est-à-dire pour des rendements inférieurs à 33.33%, le front de Pareto présente un fléchissement prononcé par rapport à la "zone 1". Ce sont les soutirages  $Y_{12}$  et  $Y_5$  qui sont actifs dans cette zone, avec le prélèvement de vapeur  $Y_2$  étant réglé au minimum. Le rendement décroît pendant que le travail croît avec l'augmentation des soutirages de la vapeur. Pour comprendre le changement observé sur l'allure du front de Pareto, une étude paramétrique peut être réalisée en variant une à la fois les différentes extractions, les autres étant maintenues constantes et égales aux conditions d'opérations actuelles de la centrale. Les résultats de l'analyse sont présentés à la figure 6.23 sous la forme de taux de variation du travail mécanique et de l'énergie thermique en fonction des débits de soutirage (i.e.,  $dW/dm$  et  $dQ/dm$  respectivement).

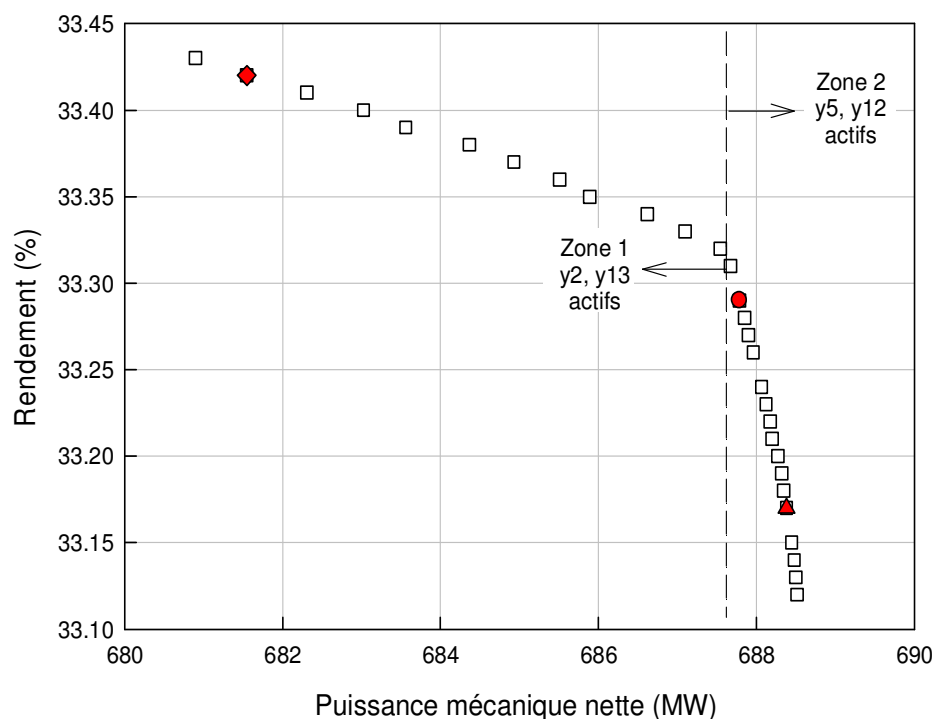


Figure 6.22 : Zones du front de Pareto.

En général, les taux de variations sont négatifs avec l'augmentation des soutirages. La régénération diminue donc la consommation de l'énergie thermique mais aussi le travail mécanique fourni. Le taux de variation de l'énergie consommée en fonction de l'extraction à



l'état 13 est plus important que celui du travail mécanique. En revanche, le débit de la vapeur  $\dot{m}_2$  prélevée aux GV affecte presque de la même manière (i.e., légères variations) l'énergie thermique consommée et le travail mécanique fourni. Il est évident que l'extrapolation de ces résultats peut justifier l'allure du front de Pareto présentée dans la zone 1 (figure 6.22), c'est-à-dire que le rendement thermique croît avec l'augmentation de l'extraction à l'état 13, contre une diminution du travail mécanique. L'effet du soutirage 2 est cependant moins apparent. Dans la zone 2, on remarque que les extractions aux états 5 et 12 affectent la consommation de l'énergie thermique de même que le travail mécanique, mais à un degré plus important que celui des extractions 2 et 13 dans la zone 1 vue précédemment. Particulièrement les deux extractions 5 et 12 agissent avec la même intensité, dont la contribution des deux effets aura un impact plus important qui va résulter en un changement rapide des taux de variation de l'énergie thermique consommée et du travail mécanique.

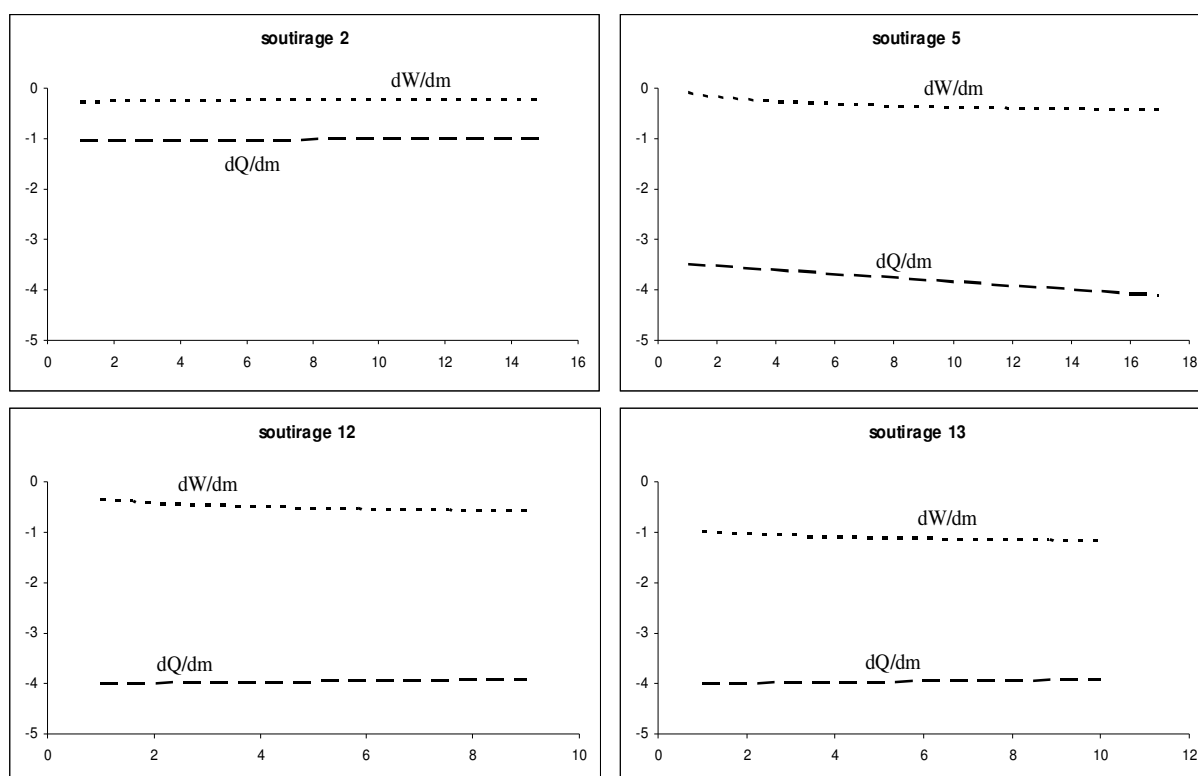


Figure 6.23 : Taux de variation du travail et de l'énergie thermique.

De plus, puisque dans cette région le taux de variation de l'énergie consommée est plus important que celui du travail, (i.e.,  $|dQ/dm| > |dW/dm|$ ), alors une discontinuité très prononcée de la pente du front de Pareto est observée. Il faut noter que dans la zone 2, la consommation d'énergie décroît plus vite que le travail, avec l'augmentation des débits de soutirage de la vapeur. L'optimisation de la boucle secondaire montre qu'il existe des états thermodynamiques optimaux qui permettent d'opérer la centrale, juste en choisissant les bonnes combinaisons des valeurs des débits pour les soutirages de la vapeur. Sur la figure 6.24 nous présentons les fractions de soutirage correspondantes pour trois solutions optimales quelconques (i.e., les points colorés triangulaire, carré et rond) prises sur le front de Pareto. Les extractions correspondantes de ces points peuvent être comparées avec les extractions dans les conditions de fonctionnement actuelles de la centrale, présentées par une ligne en pointillée à la figure 6.24. En général, on observe que les valeurs optimales des extractions peuvent être indifféremment supérieures ou inférieures à celles de l'état actuel. Il faut noter que le soutirage 14 est maintenu constant par l'optimiseur avec cependant une valeur qui est supérieure à celle utilisée dans l'état de fonctionnement actuel. L'étude paramétrique réalisée à la section 6.4.2 a d'ailleurs montré que l'augmentation du soutirage 14 entraîne une décroissance simultanée du travail et du rendement. Les résultats de l'optimisation de la boucle secondaire montrent clairement qu'une combinaison adéquate des différents soutirages peut aider à opérer de façon optimale la centrale nucléaire de Gentilly-2. Il faut cependant noter que les modèles thermodynamiques des équipements utilisés dans la boucle secondaire peuvent grandement influencer paramètres thermodynamiques dans le cycle, tels que la température ou la pression. Il est donc très important de valider ces modèles à l'aide des données de conception de la centrale qui peuvent être critiques pour opérer de façon sécuritaire certains équipements (e.g., tolérances d'expansion thermique dans la turbine, niveau maximal des condensats dans les réchauffeurs d'eau, pression maximale admissible dans le dégazeur, etc.). De plus, il est nécessaire pour améliorer le modèle utilisé, de tenir compte des pertes de charges dans le circuit de la boucle secondaire. L'optimisation multi-objectif de la boucle secondaire a donc permis de déterminer un ensemble de solutions qui maximisent simultanément le travail net fourni et le rendement du cycle. Ce sont des solutions qui réalisent des compromis entre le travail et le rendement. Le choix de la solution finale à partir de cet ensemble des solutions Pareto optimales dépend des besoins de l'utilisateur qui pourra tenir

compte d'autres considérations de haut niveau, comme par exemple les coûts du combustible utilisé ou de l'électricité vendue sur le réseau électrique.

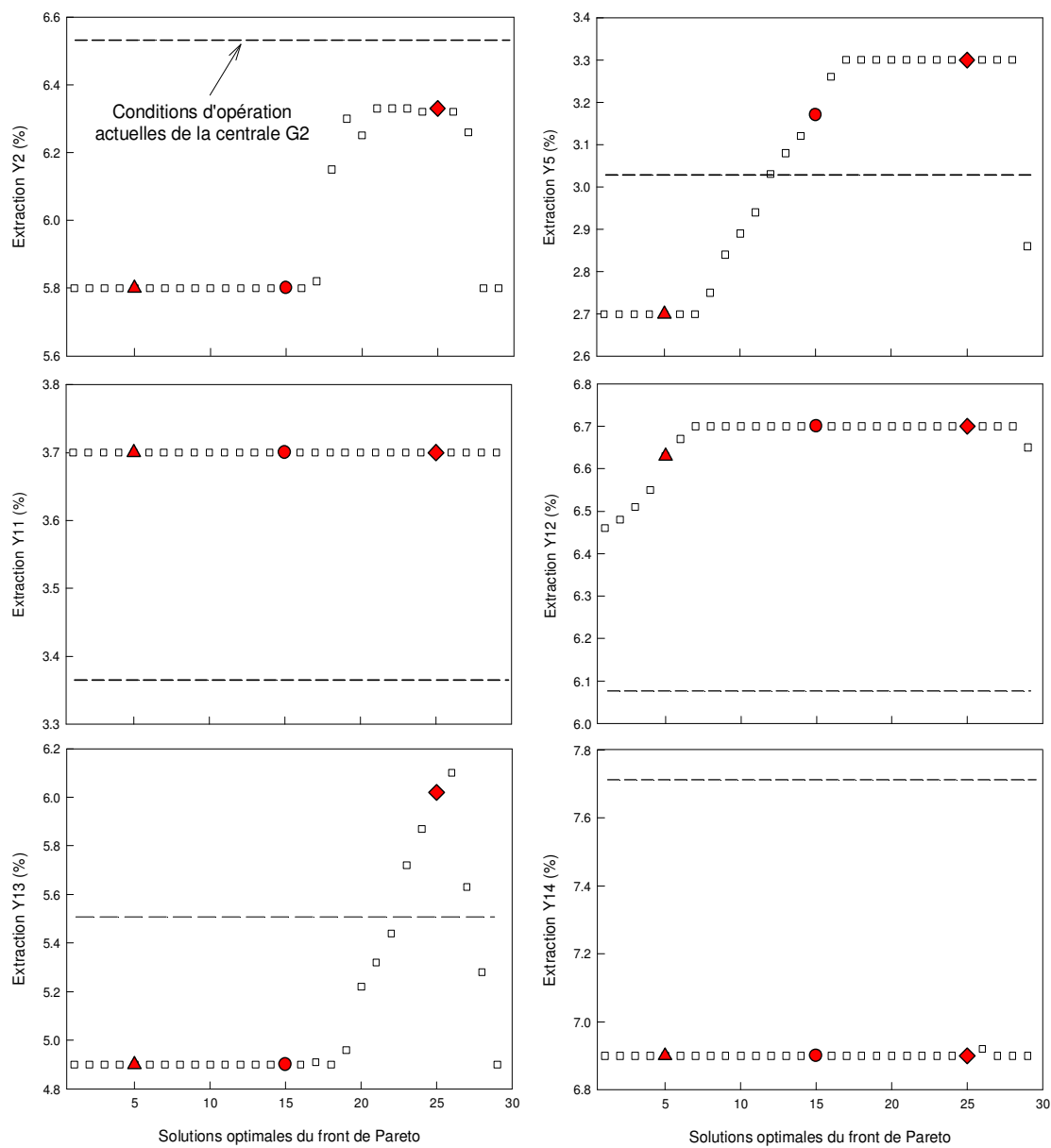


Figure 6.24 : Soutirages optimisés.

## CONCLUSION

L'amélioration de l'efficacité énergétique dans les systèmes industriels est un atout majeur et une nécessité pour réduire les coûts de production, supporter la compétitivité et surtout de s'adapter aux nouvelles politiques en matière de protection de l'environnement. Dans le cadre de la présente thèse, nous avons entrepris d'optimiser le cycle thermodynamique de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2. En effet, cette boucle fonctionne suivant le cycle de Rankine avec surchauffe et régénération de la vapeur, deux mécanismes incorporés au cycle de Rankine de base afin d'améliorer le rendement. Cependant, en soutirant de la vapeur pour réaliser la surchauffe ou la régénération, cela entraîne une diminution du travail produit. Nos travaux ont donc visé à trouver les combinaisons des soutirages de la vapeur qui permettent à la centrale de fonctionner dans des conditions optimales. La réalisation de ces travaux a conduit notamment au développement d'une nouvelle méthode d'optimisation qui est capable de tenir compte des deux objectifs conflictuels. Des travaux ont également été nécessaires pour développer un modèle de simulation thermodynamique de la boucle secondaire afin de pouvoir reproduire fidèlement le fonctionnement de la centrale en fonction des variables d'opération.

### **a) Performances et limitations de l'approche proposée**

Le modèle de simulation thermodynamique de la boucle secondaire intègre les modèles des différents équipements thermiques. Les modèles de certains équipements - notamment les réchauffeurs d'eau - utilisent des corrélations empiriques avec des données qui sont disponibles uniquement à travers des graphes ou simplement inexistantes. Beaucoup d'hypothèses simplificatrices ont donc été introduites pour corriger ces manques d'informations. Le modèle thermodynamique de la boucle secondaire a été validé en utilisant les données de fonctionnement de la centrale fournies par les ingénieurs de Hydro Québec. Il faut noter que deux modes de simulation ont été expérimentés, qui tiennent compte ou non d'une itération externe globale de la boucle. On a ainsi pu observer que lorsque la simulation ne tient pas compte d'une itération globale de la boucle, les variations des pressions de soutirage affectent aussi bien le travail fourni que le rendement du cycle. Dans l'autre cas, ces valeurs restent pratiquement constantes

indépendamment des variations des pressions de soutirage. Pour tenir compte du fait que les modèles des différents équipements inclus dans la simulation peuvent affecter les pressions, le mode de simulation qui a été adopté est celui intégrant une itération de toute la boucle. Les résultats de la simulation sont comparés avec les données de la centrale fournies par Hydro-Québec, et montrent que celle-ci permet d'approximer convenablement ces données. Ainsi la puissance calculée à partir de la simulation est de 677.50 MW et le rendement thermique est de 32.87%, comparativement aux résultats fournis par Hydro Québec qui sont de 675.8 MW et 32.77%. Une étude paramétrique a par la suite été effectuée dans le but d'analyser l'influence des débits des soutirages de la vapeur sur le travail produit ainsi que sur le rendement du cycle. Les résultats montrent en effet qu'en général les soutirages permettent d'augmenter le rendement du cycle avec cependant une diminution du travail. L'utilisation d'une optimisation multi-objectif est ainsi justifiée pour déterminer les conditions de fonctionnement optimal de la boucle secondaire. De la multitude des algorithmes d'optimisation multi-objectif disponibles, nous avons choisi de tester l'algorithme NSGA-II (Deb, 2001) qui est l'un des plus cités dans la littérature, et qui sert souvent de référence pour le développement de nouveaux algorithmes. Une analyse de l'algorithme NSGA-II a montré que ce dernier présente toutefois des difficultés pour traiter certains problèmes d'optimisation complexes. Un nouvel algorithme d'optimisation a donc été mis au point et utilisé pour optimiser la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2. Il est basé sur une méthode qui utilise une technique de division de l'espace de recherche en grilles appelées des couloirs d'observation, et dans lesquels les meilleurs individus sont recherchés. La méthode intègre également une métrique de progression des individus dans les couloirs, et sert à l'auto-adaptation de l'algorithme. L'auto-adaptation permet de mettre en œuvre diverses stratégies de recherche dans le temps, c'est-à-dire au début ou vers la fin de l'optimisation, en faisant soit de l'exploration de l'espace des solutions ou de l'exploitation des solutions existantes. La combinaison du partitionnement de l'espace des solutions avec la métrique de progression constitue une innovation apportée dans le cadre de cette thèse. La méthode permet de s'affranchir des difficultés d'optimisation généralement liées aux configurations complexes des fronts de Pareto présentées par certains problèmes complexes (discontinuité, disjonction, etc.). L'algorithme d'optimisation qui a été développé suivant les principes de cette méthode a été validé en utilisant des problèmes de test numériques bien connus de la littérature ainsi que des problèmes réels des systèmes énergétiques. Les résultats obtenus ont

démontré la robustesse et la fiabilité de la méthode d'optimisation proposée. L'algorithme a été par la suite appliqué à l'optimisation de la boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2. Il a ainsi permis de trouver un ensemble de solutions permettant de faire fonctionner la centrale dans d'autres conditions optimales. Il a ainsi été possible d'étendre la gamme des puissances disponibles de 680.899 MW à 688.515 MW avec des rendements respectifs de 33.43% et 33.12%, contre 675.8 MW et 32.77% pour les conditions de fonctionnement de référence utilisées. La disponibilité d'un ensemble de solutions optimales est un atout pour les opérateurs de la centrale qui disposent ainsi d'une vaste gamme de choix pour faire fonctionner la centrale selon leurs besoins.

## **b) Perspectives**

Les travaux menés dans le cadre de cette thèse nous ont conduit à investiguer dans deux champs d'activité : la modélisation thermodynamique et l'optimisation multi-objectif des systèmes énergétiques. L'optimisation de la boucle secondaire a montré qu'il est toujours possible d'apporter des améliorations à des installations existantes, même souvent jugées performantes. Cependant, la présente recherche nécessite quelques améliorations que ce soit du point de vue de la modélisation thermodynamique ou de l'algorithme d'optimisation, pour des applications futures. Le modèle de simulation de la boucle secondaire utilisé dans le cadre des présents travaux nécessite certaines améliorations pour reproduire fidèlement le fonctionnement de la centrale. Il est important de valider le modèle à l'aide des données de conception de la centrale qui peuvent être critiques pour opérer de façon sécuritaire certains équipements (e.g., tolérances d'expansion thermique dans la turbine, niveau maximal des condensats dans les réchauffeurs d'eau, pression maximale admissible dans le dégazeur, etc.). Les améliorations doivent tenir compte également des pertes de charges dans le circuit de la boucle secondaire. Il est aussi primordial d'intégrer un modèle économique pour tenir compte des coûts du combustible, de l'énergie vendue sur le réseau électrique ainsi que des coûts d'opération de la centrale. Cette étude permettra d'offrir un choix beaucoup plus éclairé sur les conditions d'opération optimale de la centrale. La méthode d'optimisation qui a été proposée dans le cadre de cette thèse est basée sur un partitionnement de l'espace des solutions en *couloirs d'observation* afin de cerner et de suivre les solutions les plus aptes à guider rapidement la recherche vers le front optimal de

Pareto. Cependant, l'analyse du choix de la taille des couloirs à montré que celle-ci joue un rôle important dans la convergence et la diversité des solutions. Pour rendre l'algorithme pleinement auto-adaptatif, des travaux sont encore nécessaires pour trouver la démarche adéquate à adopter pour fixer cette taille. Ainsi elle pourrait même ne plus être simplement statique, comme c'est le cas actuellement, mais évoluant avec la progression de la recherche. D'autres travaux doivent également être entrepris pour améliorer la gestion des contraintes qui impliquent la génération des solutions infaisables. En effet, les solutions infaisables peuvent et doivent participer à la recherche des solutions optimales. Mais vu le nombre important que peut représenter ces dernières durant le processus de recherche, il est important de trouver le mécanisme approprié qui permet de n'utiliser que les "*meilleures solutions infaisables*". Dans ce sens, la technique de division de l'espace des fonctions objectifs en *couloirs d'observation* peut contribuer à échantillonner les meilleures solutions infaisables, qui auront une certaine proximité avec les solutions faisables dans les couloirs. Actuellement, il ya plusieurs concepts de réacteurs nucléaires à eau supercritique de 4<sup>ème</sup> génération en développement à travers le monde. Ces types de réacteurs prévus pour fonctionner à des températures très élevées, peuvent éventuellement être configurés pour cogénérer de l'hydrogène. Les recherches sur ces réacteurs nucléaires de la 4<sup>ème</sup> génération visent principalement: (1) à accroître le rendement des centrales nucléaires actuelles qui est de 33-35%, à 45-50% approximativement; (2) à réduire les coûts d'investissement et d'opération, et en conséquence, du coût de l'énergie électrique. La réalisation de tels objectifs exigent de faire des compromis, et donc de rechercher un ensemble de solutions qui doivent toutes être optimales. L'outil d'optimisation qui a été développé dans le cadre de cette thèse pourra être utilisé efficacement pour proposer différents scénarios de conception en ayant en vue, et de façon simultanée, les aspects d'efficacité énergétique et d'économie. Particulièrement dans les configurations pour la production d'hydrogène et d'électricité proposées récemment par Dufrey et al., (2008), Naidin et al., (2009), l'optimisation mutli-objectif permettra de trouver les solutions qui réalisent les meilleurs compromis possibles entre la production d'électricité et d'hydrogène.

## BIBLIOGRAPHIE

- Addendum 1. (1989). Standards for steam surface condensers, 8<sup>th</sup> ed., Heat Exchange Institute, Cleveland, OH.
- Ahlgren, RCE. (1994). A steam system primer: high pressure system steams. *ASHRAE Journal*, vol. 36, pp. 44-51.
- Back, T., Schewel, H.- P. (1993). An overview of evolutionary algorithms for parameter optimization. *Evolutionary Computation*, vol.1, no.1, pp. 1-23.
- Bäck, T. (1996). Evolutionary algorithms in theory and practice: evolution strategies, evolutionary programming, genetic algorithms. Oxford University Press, New York.
- Bejan, A., Tsatsaronis, G., Moran, M. (1996). Thermal design and optimization. John Wiley and Sons, Inc.
- Bell, K. J. (1986). Delaware method for shell-side design. *Heat Exchanger Sourcebook*, pp. 129-166, Hemisphere Publishing Corp., New-York.
- Benali, M., Hammache, A., Aubé, F., Dipama, J., Cantave, R. (2007). Dynamic multiobjective optimization of large-scale industrial production systems: an emerging strategy. *Int. J. Energy Res.*, vol. 31, no. 12, pp. 1202-1225.
- Berthiau, G., Siarry, P. (2001). État de l'art des méthodes d'optimisation globale. *RAIRO-Operations Research*, vol. 35, pp. 329-365.
- Binh, T., Korn, U. (1997). MOBES: A Multi-objective evolution strategy for constrained optimization problems. *Proceedings of the 3rd International Conference on Genetic Algorithms* (Mendel97), Brno, Czech Republic, pp.176-182.
- Bowman, R. A., Mueller, A. C., Nagle, W. M. (1940). Mean Difference in Design. *ASME Trans.*, vol. 62.
- Caruana, R. A., Schaffer, J. D. (1988). Representation and hidden bias: gray versus binary coding for genetic algorithms. *5<sup>th</sup> International Conference on Machine Learning*, pp. 153-161.



- Černý, V. (1985). Thermodynamical approach to the travelling salesman problem: an efficient simulation algorithm. *J. Opt. Theory Appl.*, vol. 45, pp. 41-51.
- Charnes, A., Cooper, W. W. (1961). Management models and industrial applications of linear programming. Wiley, New York.
- Clemmer, A. B. (1965). Selection and design of closed feedwater heaters. *ASME winter Annual Meeting*, Chicago, IL.
- Coello C. A. C. (2002). Theoretical and numerical constraint handling techniques used with evolutionary algorithms: A survey of the state of the art. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, vol. 191, no. 11-12, pp. 1245-1287.
- Coello C. A. C., Efrén M-M. (2002). Handling constraints in genetic algorithms using dominance-based tournaments. *Proceedings of the 5<sup>th</sup> International Conference on Adaptive Computing Design and Manufacture*, vol. 5, pp. 273-284, Devon, UK.
- Coello C. A. C, Veldhuizen D. V., Lamont, G. B. (2002). Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems. Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Corne, D. W., Knowles, J. D., Oates, M. J. (2000). The Pareto envelope-based selection algorithm for multiobjective optimization. *Proceedings of the Parallel Problem solving from Nature VI conference*, p. 839-848.
- Corne, D. W., Jerram, N. R., Knowles, J.D., Oates, M. J. (2001). PESA-II: region-based selection in evolutionary multiobjective optimization. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pp. 283-290.
- Darwin, C. (1876). L'origine des espèces au moyen de la sélection naturelle ou la lutte pour l'existence dans la nature. Éditions Reinwald, Paris.
- Davis, H. Ted., Thomsom, Kendall. T. (2000). Linear algebra and linear operators in engineering: with applications in mathematica. Academic Press Inc, San Diego.
- Davis, L. (1991). Handbook of genetic algorithms. Van Nostrand Reinhold, New York.
- Deb, K., Goldberg, D. E. (1989). An investigation of niche and species formation in genetic function optimization. *Proceedings of the 3<sup>rd</sup> International Conference on genetic Algorithms*, pp. 42-50.

- Deb, K., Agrawal, R. B. (1995). Simulated binary crossover for continuous search space. *Complex Systems*, vol. 9, pp. 115-148.
- Deb K. (2000). An efficient constraint handling method for genetic algorithms. *Computer Methods in applied Mechanics and Engineering*, vol.186, no.2-4, pp. 311-338.
- Deb, K., Agrawal S., Pratap A., Meyarivan T. (2000.a). A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II. *Parallel Problem Solving from Nature (PPSN VI)*, pp. 849-858, Berlin.
- Deb, K., Mathur, A. P., Meyarivan, T. (2000.b). Constrained test problems for multiobjective evolutionary optimization. *Technical Report No. 200002*, Kanpur: Kanpur Genetic Algorithms Laboratory, IIT Kanpur, India.
- Deb, K. (2001). Multi-objective optimization using evolutionary algorithms. John Willey & Sons, Chichester.
- Deb, K., Goel, T. (2001). Controlled elitist non-dominated sorting genetic algorithms for better convergence. *Proceedings of the first International Conference on Evolutionary Multi-criterion Optimization*, pp. 67-81, Berlin.
- De Jong, K. A. (1975). An analysis of the behaviour of a class of genetic adaptive systems. Ph.D thesis, University of Michigan.
- Dincer, I., Al-Muslim, H. (2001). Thermodynamic analysis of reheat cycle steam power plants. *International Journal of Energy Research*, vol. 25, no. 8, pp. 727-739.
- Dipama, J., Aubé, F., Teyssedou, A. (2007). Optimisation multi-objectif d'un système de cogénération à l'aide de l'algorithme évolutif BEST. VIII<sup>ème</sup> *Colloque Interuniversitaire Franco-Québécois sur la Thermique des Systèmes*, Montréal.
- Dipama J., Teyssedou, A., Sorin M. (2008). Synthesis of heat exchanger networks using genetic algorithms. *Applied Thermal Engineering*, vol. 28, n°14-15, pp. 1763-1773.
- Dipama, J., Aubé, F., Teyssedou, A. (2009-a). A grid-based multi-objective evolutionary algorithm for the optimization of energy systems. *Applied Thermal Engineering*, vol. 30, no. 8-9, pp. 807-816.

- Dipama J., Hounkonnou W., Teyssedou, A., Aube, F. (2009-b). A simulation-based optimization of the secondary loop of Gentilly-2 nuclear power plant. *30<sup>th</sup> Annual Conference of the Canadian Nuclear Society*, Calgary, Alberta.
- Duffey, R.B., Pioro, I., Zhou, X., Zirn, U., Kuran, S., Khartabil, H., Naidin, M. (2008). Supercritical water-cooled nuclear reactors (SCWRs): current and future concepts – steam cycle options. *Proceedings of the 16<sup>th</sup> International Conference on Nuclear Engineering*, Orlando, Florida.
- Efren, M.-M., Carlos A. C. C. (2005). A simple multimembered evolution strategy to solve constrained optimization problems. *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, pp. 1-17.
- Eshelman, L. J., Schaffer, J. D. (1993). Real-coded genetic algorithms and interval-schemata. *Foundations of Genetic Algorithms*, vol. 2, pp. 187-202.
- Faure, R., Boss, J-P., Le Garff, A. (1974). La recherche opérationnelle. 4e éditions, Presses Universitaires de France, Paris.
- Fonseca, C. M., Fleming P. J. (1993). Genetic algorithms for multi-objective optimization: formulation, discussion and generalization. *Proceedings of the 5<sup>th</sup> International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 416-423, San Mateo, California.
- Gen, M., Cheng, R. (2000). Genetic algorithms and engineering optimization. Wiley series in engineering design and automation, New York.
- Ghedira, K. (2007). Optimisation combinatoire par métaheuristiques: origines, concepts et éléments de base, algorithmes canoniques et étendus. Éditions Technip, Paris.
- Glasstone, S., Sesonske, A. (1981). Nuclear Reactor Engineering. 3rd ed., VanNostrand.
- Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers and Operations Research*, vol. 13, pp. 533-549.
- Goldberg D. E., Richardson, J. (1987). Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization. *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> International Conference on Genetic Algorithms and their Applications*, pp. 41–49.
- Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Reading, Mass: Addison-Wesley.

- Gosset, J., Gicquel, R., Lecomte, M., Queiros-Conde, A. (2005). Optimal design of the structure and settings of nuclear HTR thermodynamic cycles. *International Journal of Thermal Sciences*, vol. 44, no. 12, pp. 1169-1179.
- Granet, I., Bluestein, M. (2000). Thermodynamics and heat power. 6<sup>th</sup> ed., Upper Saddle River, N.J.: Prentice-Hall.
- Grefenstette, JJ. (1990). A User's guide to GENESIS version 5.0. Technical Report, Navy Center for Applied Research in Artificial Intelligence, Navy Research Laboratory, Washington, DC, USA.
- Habib, M.A., Said, S.A.M., Al-Zaharna, I. (1999). Thermodynamic optimization of reheat regenerative thermal-power plants. *Applied Energy*, vol. 63, no. 1, pp. 17-34.
- Haimes, Y. Y., Lasdon, L. S., Wismer, D. A. (1971). On a bicriterion formulation of the problems of integrated system identification and system optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 1, no. 3, pp. 296-297.
- Hansen P. (1986). The steepest ascent mildest descent heuristic for combinatorial programming. *Congress on Numerical Methods in Combinatorial Optimization*, Capri, Italy.
- Harik, G. (1995). Finding multimodal solution using restricted tournament selection. *Proceedings of the 6<sup>th</sup> International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 24-31
- HEI. (1984). Standards for steam surface condensers. 8<sup>th</sup> ed., Heat Exchange Institute, Cleveland, OH.
- Hernandez A. A., Botello S. R., Lizarraga L. G., Coello C. A. C. (2003). IS-PAES: A constraint-handling technique based on multiobjective optimization concepts. *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> Conference on Evolutionary Multiobjective Optimization*, pp. 73-87, Faro, Portugal.
- Herrera, F., Lozano, M., Verdegay, J. L. (1998). Tackling real-coded genetic algorithms: operators and tools for behavioural analysis. *Artificial Intelligence Review*, vol. 12, no. 4, pp. 265-319.
- Holland, J. H. (1975). Adaptation in natural and artificial systems: an introduction analysis with applications to biology. Control and Artificial Intelligence, Ann Arbor: University of Michigan Press.

Holmgren, M. (2006). Steam for matlab", [En ligne] <http://www.x-eng.com> (Page consultée en Juillet 2009).

Hongtao, L., Marechal, F., Burer, M., Favrat, D. (2006). Multi-objective optimization of an advanced combined cycle power plant including CO<sub>2</sub> separation options. *Energy*, vol., 31, no. 15, pp. 3117-3134.

Horn, J., Nafpliotis N., Goldberg D. E. (1994). A niched Pareto genetic algorithm for multi-objective optimization. *Proceedings of the 1<sup>st</sup> IEEE Conference on Evolutionary Computation, IEEE World Congress on Evolutionary Computation*, vol. 1, pp. 82-87, Piscataway, NJ, IEEE Press.

Hughes, T. (1991). Analyse steam systems with a spread sheet. *Hydrocarbon Processing*, vol. 70, pp. 105-107.

Hwang, C.-L., Masud, A. S. (1979). Multiple objective decision making- methods and applications. *Lectures Notes in Economics and Mathematical Systems*, volume 164, Springer-Verlag, Berlin.

Hydro-Québec (2003). Modification des installations de stockage des déchets radioactifs et réfection de la centrale nucléaire de Gentilly-2. Rapport No réf. : N01025 030303, Révision 2 (Mars, 2003).

Ibrahim, H. Osman, Gilbert, L. (1996). Metaheuristics: a bibliography. *Annals of Operations Research*, vol. 63, pp. 513-623.

Jiménez F., Verdegay J. L. (1999). Evolutionary techniques for constrained optimization problems. *7<sup>th</sup> European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing*, Aachen, Germany.

Kirkpatrick,S., Gelatt Jr, C.D., Vecchi, M.P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, vol. 220, pp. 975-986.

Knowles, J. D., Corne D. W. (2000). Approximating the non-dominated front using the Pareto archived evolution strategy. *Evolutionary Computation Journal*, vol. 8, no. 2, pp.149-172.

Koreneos, C., Zairis, N., Charaklias, P., Moussiopoulos, N. (2005). Optimization of energy production system in the Dodecanese islands. *Renewable Energy*, vol. 30, no. 2, pp. 195–210.

- Kung, H., Luccio, F., Preparata, F. (1975). On finding the maxima of a set of vectors. *Journal of the Association Computing Machinery*, vol. 22, no. 4, pp. 469–476.
- Laumanns, M., Zitzler E., Thiele L. (2000). A unified model for multi-objective evolutionary algorithms with elitism. *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*, vol. 1, pp. 46-53.
- Lazzaretto, A., Toffolo, A. (2004). Energy, economy and environment as objectives in multi-criterion optimization of thermal systems design. *Energy*, vol. 29, no. 8, pp. 1139-1157.
- Leyland, G. (2002). Multi-objective optimisation applied to industrial energy problems. PhD thesis, École Polytechnique Fédérale de Lausanne, Lausanne, Switzerland.
- Liepins, G. E., Vose M. D. (1992). Characterizing crossover in genetic algorithms. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, vol. 5, no.1, pp. 27-34.
- Lior, N. (1997). Energy, exergy, and thermoeconomic analysis of the effects of fossil-fuel superheating in nuclear power plants. *Energy Conversion and Management*, vol. 38, pp. 1585-1593.
- Lo K. L., Zeng P. L., Marchand E., Pinkerton A. (1990). Modelling and state estimation of power plant steam turbines. *IEEE Proceedings, Part C*, vol. 137, no. 2, pp. 80–94.
- Mahfoud, S. W. (1995). Niching methods for genetic algorithms. Ph.D. dissertation, University of Illinois, Urbana Champaign.
- Mazen, M. A-K. (2009). Recent advances in nuclear power: a review. *Progress in Nuclear Energy*, vol. 51, no. 2, pp. 225-235.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A.W., Rosenbluth, M. N., Teller, A.H., Teller, E. (1953). Equations of state calculations by fast computing machines. *J. Chem. Phys.*, vol. 21, pp. 1087-1092.
- Michalewicz, Z. (1996). Genetic algorithms + data structures = evolution programs. 3<sup>rd</sup> edition, Springer-Verlag, New York.
- Michalewicz, Z., Schoenauer, M. (1996). Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems. *Evolutionary Computation*, vol. 4, no. 1, pp. 1–32.
- Mueller, A. C. (1986). Shell and tube exchanger design. *Heat Exchanger Sourcebook*, pp. 167-171.

- Naidin, M., Mokry, S., Baig, F., Gospodinov, Y., Zin, U., Pioro, I., Pioro, I. (2009). Thermal-design options for pressure channel SCWRS with cogeneration of hydrogen. *J. Eng. Gas Turbine Power*, vol. 131, pp. 012901-1-012901-8.
- Osyczka, A., Kundu, S. (1995). A new method to solve generalized multicriteria optimization problems using the simple genetic algorithm. *Structural Optimization*, vol. 10, pp. 94-99.
- Pareto, V. (1896). Cours d'économie politique. vol.1 et 2, F. Rouge, Lausanne.
- Pincus, M. (1970). A Monte Carlo method for the approximate solution of certain types of constrained optimization problems. *Oper. Res.*, vol. 18, pp. 1225-1228.
- Romero, C. (1991). Handbook of critical issues in goal programming. Pergamont Press, Oxford.
- Schoenauer, M. (1998). Algorithme d'évolution – problèmes liés à la représentation. Rapport technique, Journée évolutionnaire trimestrielle, École Polytechnique, Palaiseau.
- Sefidi, A., Arash, A. (2006). Optimization of steam extractions mass flowrate in advanced steam power plant with using combined pinch and exergy analysis. *Proceedings of PWR2006, ASME Power*, pp. 299-308.
- Smith, R. (2005). Chemical process – design and integration. John Wiley.
- Rabas, T. J., Cane, D. (1983). An update of intube forced convection heat transfer of water. *Desalination*, vol. 44, pp. 109-119.
- Robert, J. H, Jerry, T. (1994). Prediction of overall heat transfer coefficients in surface condensers. *Proceedings of ASME International Joint Power Generation Conference, PWR*, vol. 5, pp. 1-6.
- Sacco, W.F., Pereira, C.M.N.A., Soares, P.P.M., Schirru, R. (2002). Genetic algorithms applied to turbine extraction optimization of a pressurized-water reactor. *Applied Energy*, vol. 73, no.3, pp. 217–222.
- Schaffer, J. D. (1984). Some experiments in machine learning using vector evaluated genetic algorithms. Ph. D. thesis, Vanderbilt University, Nashville.
- Singh, G., Deb, K. (2006). Comparison of multi-modal optimization algorithms based on evolutionary algorithms. *Proceedings of the 8th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*, pp. 1305-1312, Seattle, Washington.

- Srinivas, N., Deb K. (1994). Multiobjective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary Computation*, vol. 2, no. 3, pp. 221-248.
- Stodola, A. (1927). *Steam and Gas Turbine*. vol. 1, McGraw-Hill.
- Taborek, L., Tsou, J. (1992). Recent development in power plant condenser design practices. *A. I. Chem. E Proc., Heat transfer Conference*, vol. 88, no. 288, pp. 228-240, San Diego.
- Tanaka, M. (1995). GA-based decision support system for multi-criteria, optimization. *Proceedings of the International Conference on Systems, Man and Cybernetics-2*, pp. 1556-1561.
- Tema. (1988). Standards of the tubular exchanger manufacturers association. 7<sup>th</sup> Edition.
- Teyssedou, A., Dipama, J., Hounkonnou, W., Aubé, F. (2010). Modeling and optimization of a nuclear power plant secondary loop. *Nuclear Engineering and Design*, Article in Press, doi:10.1016/j.physletb.2003.10.071.
- Thomas, S. (1998). Local search algorithms for combinatorial problems: analysis, improvements, and new applications. Ph.D. thesis, Darmstadt University of Technology, Department of Computer Science.
- Toffolo, A., Lazzaretto, A. (2002). Evolutionary algorithms for multi-objective energetic and economic optimization in thermal system design. *Energy*, vol. 27, no. 6, pp. 549-567.
- Torgerson, D.F., Basma, A. S., Simon P. (2006). CANDU technology for generation III+ and IV reactors. *Nuclear Engineering and Design*, Vol. 236, no. 14-16, pp. 1565-1572.
- Vajda, P, Eiben, A.E, Hordijk, W. (2008). Parameters control methods for selection operators in genetic algorithms. *Parallel Problem Solving from Nature-PPSN X*, Lecture note in Computer Science, pp. 620–630, Springer Berlin, Heidelberg.
- Valero A, Lozano Ma, Serra L, Tsatsaronis G, Pisa J, Frangopoulos C, Von Spakovsky Mr. (1994). CGAM problem: definition and conventional solution. *Energy*, vol. 19, no. 3, pp. 279–286.
- Weber, G. E. (1992). Master's thesis, University of Illinois at Chicago.
- Weber, G. E., Worek, W. M. (1994). Evaluating the design performance of a feedwater heater with a short drain cooler, Part 1 - method development. *ASME Journal of Engineering for Gas Turbine and Power*, vol. 116, no. 2, pp. 434-441.



Whitley, L. D. (1991). Fundamental principles of deception in genetic search. *Foundations of Genetic Algorithms*, vol. 1, pp. 221-241.

Yin, X., Gernay, N. (1993). A fast genetic algorithm with sharing scheme using cluster analysis methods in multimodal function optimization. *International Conference on Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms*, pp.450-457.

Zitzler, E., Thiele, L. (1998). Multiobjective optimization using evolutionary algorithms – A comparative case study. 5<sup>th</sup> *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, vol. 1498, pp. 292–301.

Zitzler, E., Thiele L. (1999). Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol.3, no.4, pp. 257-271.

Zitzler, E., Deb, K., Thiele, L. (2000). Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results. *Evolutionary Computation Journal*, vol. 8, no. 2, pp. 173-196.

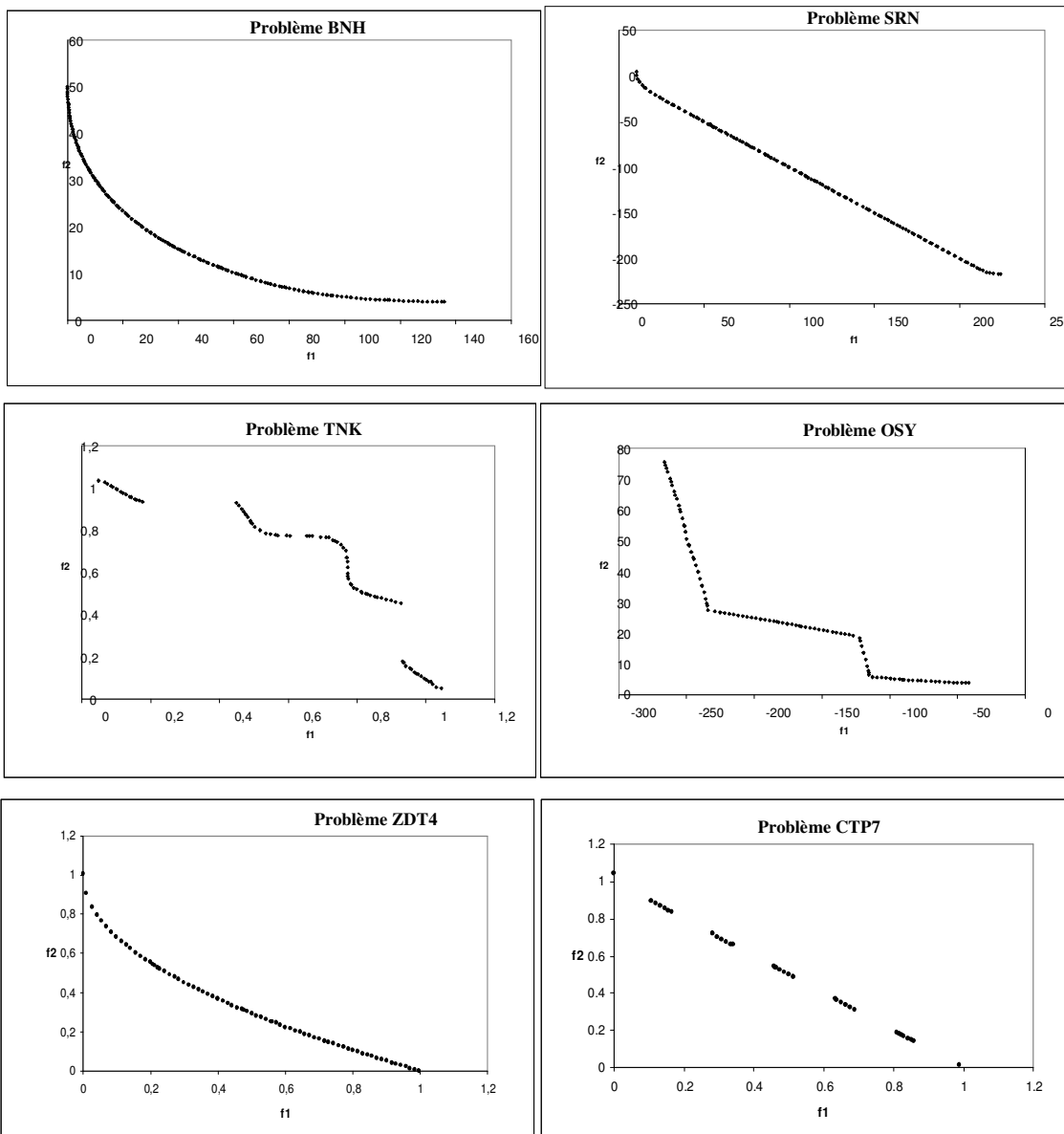
Zitzler, E., Laumanns, M., Thiele, L. (2001). SPEA2: improving the strength Pareto evolutionary algorithm. *Technical report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH), Zurich.*

## ANNEXES

### ANNEXE 1– Problèmes de tests numériques

Problème	Domaine de variation des variables	Fonctions objectif $f_i(x)$ et contraintes $C_j(x)$
BNH	$x_1 \in [0, 5]$ $x_2 \in [0, 3]$	$f_1(x) = 4x_1^2 + 4x_2^2$ $f_2(x) = (x_1 - 5)^2 + (x_2 - 5)^2$ $C_1(x) = (x_1 - 5)^2 + x_2^2 \leq 25$ $C_2(x) = (x_1 - 8)^2 + (x_2 + 3)^2 \geq 7,7$
SRN	$x_1 \in [-20, 20]$ $x_2 \in [-20, 20]$	$f_1(x) = 2 + (x_1 - 2)^2 + (x_2 - 2)^2$ $f_2(x) = 9x_1 - (x_2 - 1)^2$ $C_1(x) = x_1^2 + x_2^2 \leq 225$ $C_2(x) = x_1 - 3x_2 + 10 \leq 0$
ZDT4	$x_1 \in [0, 1]$ $x_i \in [-5, 5]$ $i = 2, \dots, 10$	$f_1(x) = x_1$ $f_2(x) = g(x) \left[ 1 - \sqrt{\frac{x_1}{g(x)}} \right]$ $g(x) = 91 - \sum_{i=2}^{10} [x_i^2 - 10 \cos(4\pi x_i)]$
CTP7	$x_i \in [0, 1]$ $i = 1, \dots, 10$ $\theta = -0,05\pi$ $a = 40$ $b = 5$ $c = 1$ $d = 6$ $e = 0$ $m = 10$	$f_1(x) = x_1$ $f_2(x) = g(x) \left( 1 - \frac{f_1(x)}{g(x)} \right)$ $g(x) = 1 + 9 \left[ \sum_{i=2}^m \frac{x_i}{m-1} \right]^{0,5}$ $C_1(x) = \cos(\theta)(f_2(x) - e) - \sin(\theta)f_1(x)$ $-a \left  \sin(b\pi(\sin(\theta)(f_2(x) - e) + \cos(\theta)f_1(x))^c) \right ^d \geq 0$

## ANNEXE 2 – Solutions des problèmes de test numériques



## ANNEXE 3 – Problème CGAM

### A3. 1 : Modèle thermodynamique

#### - Compresseur d'air

$$\frac{T_2}{T_1} = 1 + \frac{r_{AC} \frac{\gamma_{air}-1}{\gamma_{air}} - 1}{\eta_{AC}}; \quad r_{AC} = \frac{P_2}{P_1}; \quad \dot{W}_{AC} = \dot{m}_{air} c_{p_{air}} (T_2 - T_1)$$

#### - Préchauffeur d'air

$$\dot{m}_{air} c_{p_{air}} (T_3 - T_2) = \dot{m}_{gaz} c_{p_{gaz}} (T_5 - T_6); \quad P_3 = (1 - \Delta P_{APH}) P_2; \quad \varepsilon_{APH} = \frac{T_3 - T_2}{T_5 - T_2}$$

#### - Chambre de combustion

$$\dot{m}_{gaz} = \dot{m}_{air} + \dot{m}_{comb}; \quad \dot{m}_{air} h_3 + \eta_{CC} \dot{m}_{comb} PCI = \dot{m}_{gaz} h_4; \quad P_4 = (1 - \Delta P_{CC}) P_3$$

#### - Turbine à gaz

$$\frac{T_5}{T_4} = 1 - \eta_{GT} \left[ 1 - \left( \frac{P_4}{P_5} \right)^{\frac{1-\gamma_{gas}}{\gamma_{gas}}} \right]; \quad \dot{W}_{GT} = \dot{m}_{gaz} c_{p_{gaz}} (T_4 - T_5); \quad \dot{W}_{net} = \dot{W}_{GT} - \dot{W}_{AC}$$

#### - Générateur de vapeur (HRSG)

$$\dot{m}_{gaz} c_{p_{gaz}} (T_6 - T_{7P}) = \dot{m}_{vap} (h_9 - h_{8P}); \quad \dot{m}_{gaz} c_{p_{gaz}} (T_6 - T_7) = \dot{m}_{vap} (h_9 - h_8); \quad \eta_{HRSG} = \frac{T_6 - T_7}{T_6 - T_8}$$

Différence de température au pincement:  $\Delta T_p = T_{7P} - T_9 > 0$

### Valeurs de l'exergie spécifique et de l'énergie:

#### - Combustible (méthane)

Exergie:  $e_{comb} = 51850 \text{ kJ/kg}$

Énergie:  $h_{comb} = PCI = 50000 \text{ kJ/kg}$

### - Système eau/vapeur

Exergie:  $e_9 - e_8 = h_9 - h_8 - T_0(s_9 - s_8)$ ;  $e_9 - e_{8P} = h_9 - h_{8P} - T_0(s_9 - s_{8P})$

Énergie:  $h_9 - h_8 = 2686.3 \text{ kJ/kg}$ ;  $h_9 - h_{8P} = 1956 \text{ kJ/kg}$

### - Air

Exergie:  $e_i = cp_{air} \left[ T_i - T_0 - T_0 \ln \frac{T_i}{T_0} \right] + R_{air} T_0 \ln \frac{P_i}{P_0}$

Énergie:  $h_i = cp_{air} (T_i - T_0)$

où les états  $i = 1, 2, 3$

### - Gaz de combustion

*Substances de Référence: air (humidité relative = 60%), avec les fractions molaires:  $x_{O_2}^0 = 0.2059$ ,  $x_{N_2}^0 = 0.7748$ ,  $x_{CO_2}^0 = 0.0003$ ,  $x_{H_2O}^0 = 0.0190$*

Exergie:  $e_i = cp_{gaz} \left[ T_i - T_0 - T_0 \ln \frac{T_i}{T_0} \right] + R_{gaz} T_0 \ln \frac{P_i}{P_0} + R_{gaz} T_0 \sum_j x_j^i \ln \frac{x_j^i}{x_j^0}$ ,

où  $j = O_2, N_2, CO_2, H_2O$

Énergie:  $h_i = cp_{gaz} (T_i - T_0)$

où les états  $i = 4, 5, 6, 7$

<i>États thermodynamiques des variables</i>				
État	Fixes		Dépendantes	Décision
0	$P_0 = 1,013 \text{ bar}$	$T_0 = 298,15 \text{ K}$	-	-
1	$P_1 = 1,013 \text{ bar}$	$T_1 = 298,15 \text{ K}$	-	-
2	-	-	$P_2, T_2$	-
3	-	-	$P_3, T_3$	-
4	-	-	$P_4$	$T_4$
5	$P_5 = 1,099 \text{ bar}$	-	$T_5$	-
6	$P_6 = 1,066 \text{ bar}$	-	$T_6$	-
7	$P_7 = 1,013 \text{ bar}$	-	$T_7$	-
7P	-	-	$T_{7P}$	-
8	$P_8 = 20 \text{ bar}$	$T_8 = 298,15 \text{ K}$	-	-
8P	$P_{8P} = 20 \text{ bar}$	$T_{8P} = 470,52 \text{ K}$	-	-
9	$P_9 = 20 \text{ bar}$	$T_9 = 485,52 \text{ K}$	-	-
<i>Variables de performance des équipements</i>				
Équipement	Fixes		Dépendantes	Décision
Compresseur	$W_{net} = 30000 \text{ kW}$	-	$W_{AC}$	$r_{AC}, \eta_{AC}$
Turbine à gaz	-	-	$W_{GT}$	$\eta_{GT}$
Préchauffeur d'air	$\Delta P_{APH} = 0,05$	-	-	$\varepsilon_{APH}$
Combustion	$\Delta P_{AC} = 0,05$	$\eta_{CC} = 0,98$	-	-
HRSG	-	-	$\eta_{HRSG}$	-
<i>variables de l'écoulement</i>				
Fluide	Fixes		Dépendantes	Décision
Air	$cp_{air} = 1,004 \text{ kJ}/(\text{kg.K})$ $R_{air} = 0,287 \text{ kJ}/(\text{kg.K})$	-	$m_{air}$	-
Combustible	$PCI = 50000 \text{ kJ/kg}$ $e_{comb} = 51850 \text{ kJ/kg}$	-	$\dot{m}_{comb}$	-
Gaz	$cp_{gaz} = 1,17 \text{ kJ}/(\text{kJ.K})$ $\gamma_{gaz} = 1,33$ $R_{gaz} = 0,29 \text{ kJ}/(\text{kg.K})$	-	$\dot{m}_{gaz}$	-
Vapeur	$\dot{m}_{vap} = 14 \text{ kg/s}$ $h_9 - h_8 = 2690 \text{ kJ/kg}$ $h_9 - h_{8P} = 1956 \text{ kJ/kg}$ $e_9 - e_8 = 910 \text{ kJ/kg}$	-	-	-

## A3. 2 : Modèle économique

**a) Coûts d'achat de chaque équipement (\$)****- Compresseur**

$$Z_{AC} = \left( \frac{C_1 \dot{m}_{air}}{C_2 - \eta_{AC}} \right) r_{AC} \log(r_{AC})$$

**- Préchauffeur d'air**

$$Z_{APH} = C_1 \left[ \frac{\dot{m}_{gaz} c p_{gaz} (T_5 - T_6)}{C_2 \left[ \frac{(T_6 - T_2) - (T_5 - T_3)}{\log((T_6 - T_2)/(T_5 - T_3))} \right]} \right]^{0.6}$$

**- Chambre de combustion**

$$Z_{CC} = \left( \frac{C_1 \dot{m}_{air}}{C_2 - \frac{P_4}{P_3}} \right) [1 + \exp(C_3 T_4 - C_4)]$$

**- Turbine à gaz**

$$Z_{GT} = \left( \frac{C_1 \dot{m}_{gaz}}{C_2 - \eta_{GT}} \right) \log\left(\frac{P_4}{P_5}\right) [1 + \exp(C_3 T_4 - C_4)]$$

**- Générateur de vapeur (HRSG)**

$$Z_{HRSG} = C_1 \left\{ \left[ \frac{\dot{m}_{vap} (h_{8P} - h_8)}{(T_7 - T_8) - (T_{7P} - T_{8P})} \right]^{0.8} + \left[ \frac{\dot{m}_{vap} (h_9 - h_{8P})}{(T_{7P} - T_9) - (T_6 - T_9)} \right]^{0.8} \right\} + C_2 \dot{m}_{vap} + C_3 \dot{m}_{gaz}^{1.2}$$

Constantes utilisées dans les calculs économiques	
Compresseur	$C_1 = 39,5 \text{ } \$/(\text{kg}/\text{s})$ $C_2 = 0,9$
Préchauffeur d'air	$C_1 = 2290 \text{ } \$/\text{m}^{1,2}$ $C_2 = 0,018 \text{ kW}/(\text{m}^2 \text{ K})$
Chambre de combustion	$C_1 = 25,6 \text{ } \$/(\text{kg}/\text{s})$ $C_2 = 0,995$ $C_3 = 0,018 \text{ K}^1$ $C_4 = 26,4$
Turbine à gaz	$C_1 = 266,3 \text{ } \$/(\text{kg}/\text{s})$ $C_2 = 0,92$ $C_3 = 0,036 \text{ K}^{-1}$ $C_4 = 54,4$
Générateur de vapeur (HRSG)	$C_1 = 3650 \text{ } \$/(\text{kW}/\text{K})^{0,8}$ $C_2 = 11820 \text{ } \$/(\text{kg}/\text{s})$ $C_3 = 658 \text{ } \$/(\text{kg}/\text{s})^{1,2}$
Combustible	$c_{comb} = 0,000004 \text{ } \$/\text{kJ}$

### b) Estimation du taux de coût de chaque équipement (\$/s)

$$\dot{Z}_i = F_{CR} \varphi_r Z_i \quad (\$/s)$$

$Z_i$  Coût d'achat de l'équipement (\$)

$$F_{CR} = \frac{\tau}{3600N} \quad (1/s) \quad (\text{Taux de charge fixe})$$

$$\tau = 0.182 \quad (1/an)$$

$$N = 8000 \text{ h/an} \quad (\text{Nombre d'heures d'opération par an})$$

$$\varphi_r = 1,06 \quad (\text{Facteur de maintenance})$$

### c) Estimation du coût du combustible

$$\dot{C}_{comb} = c_{comb} \dot{m}_{comb} PCI$$



#### d) Estimation du taux de coût total

$$\dot{C}_{total} = \dot{C}_{comb} + \sum_i \dot{Z}_i$$

---

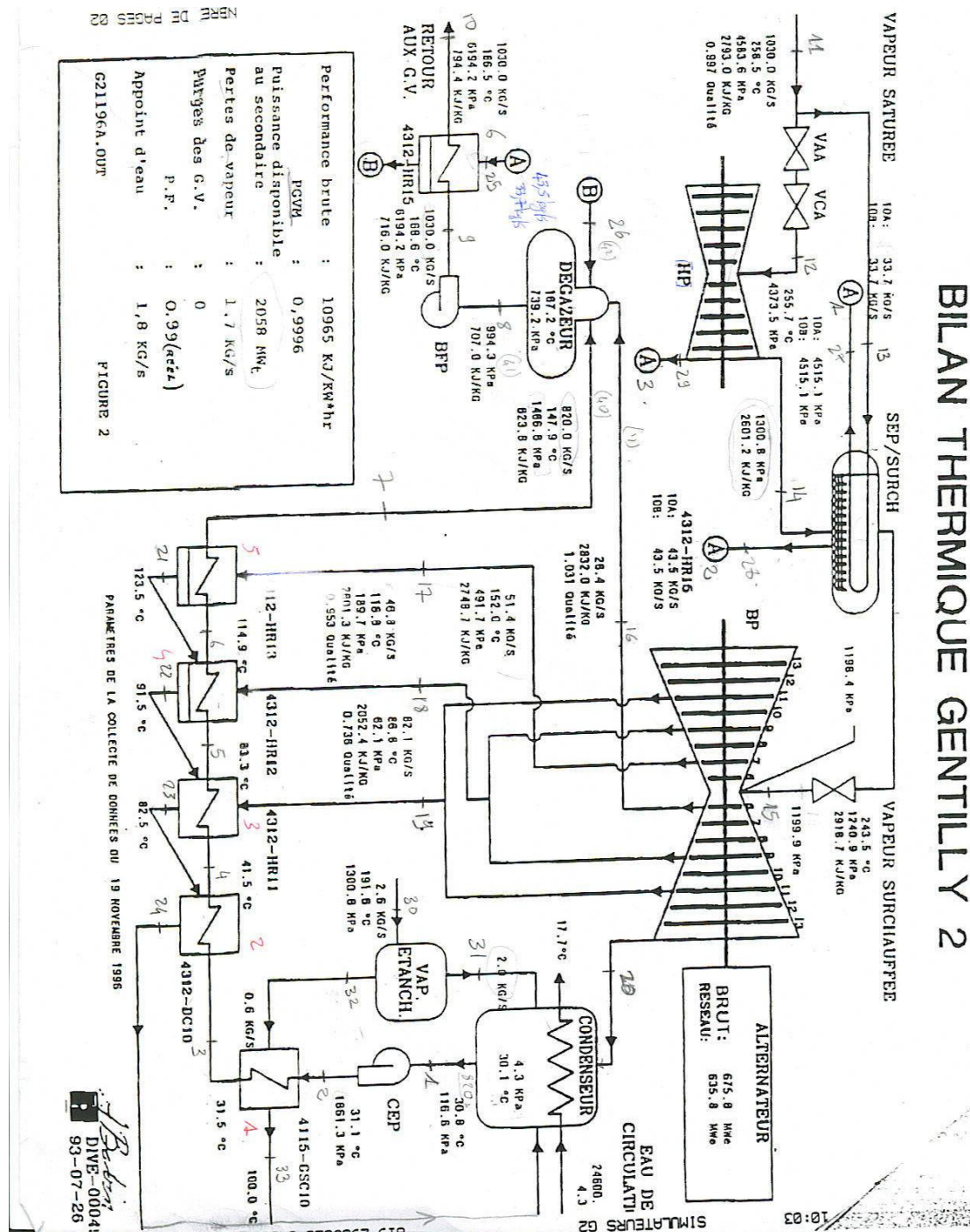
#### Constantes utilisées dans les calculs économiques

---

Compresseur	$C_1 = 39,5 \text{ } \$/(\text{kg}/\text{s})$ $C_2 = 0,9$
Préchauffeur d'air	$C_1 = 2290 \text{ } \$/\text{m}^{1,2}$ $C_2 = 0,018 \text{ kW}/(\text{m}^2 \text{ K})$
Chambre de combustion	$C_1 = 25,6 \text{ } \$/(\text{kg}/\text{s})$ $C_2 = 0,995$ $C_3 = 0,018 \text{ K}^1$ $C_4 = 26,4$
Turbine à gaz	$C_1 = 266,3 \text{ } \$/(\text{kg}/\text{s})$ $C_2 = 0,92$ $C_3 = 0,036 \text{ K}^{-1}$ $C_4 = 54,4$
Générateur de vapeur (HRSG)	$C_1 = 3650 \text{ } \$/(\text{kW}/\text{K})^{0,8}$ $C_2 = 11820 \text{ } \$/(\text{kg}/\text{s})$ $C_3 = 658 \text{ } \$/(\text{kg}/\text{s})^{1,2}$
Combustible	$c_{comb} = 0,000004 \text{ } \$/\text{kJ}$

---

## ANNEXE 4 – Boucle secondaire de la centrale nucléaire de Gentilly-2

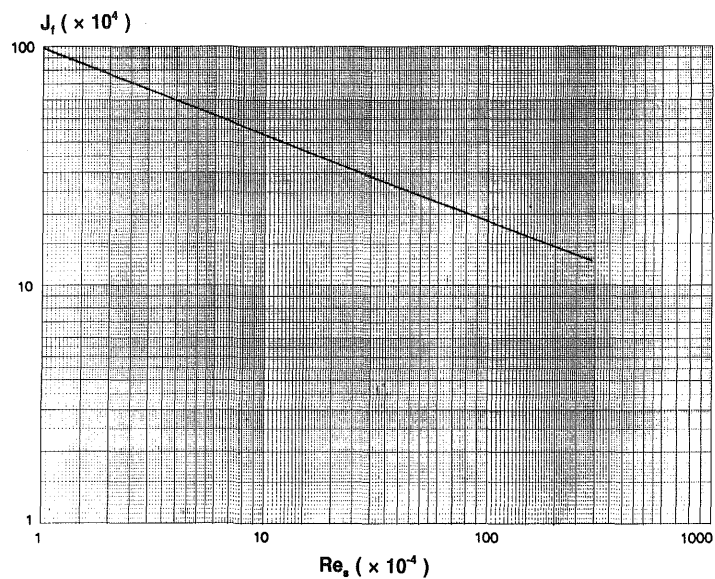


## ANNEXE 5 – Coefficients de corrélation de la résistance modifiée

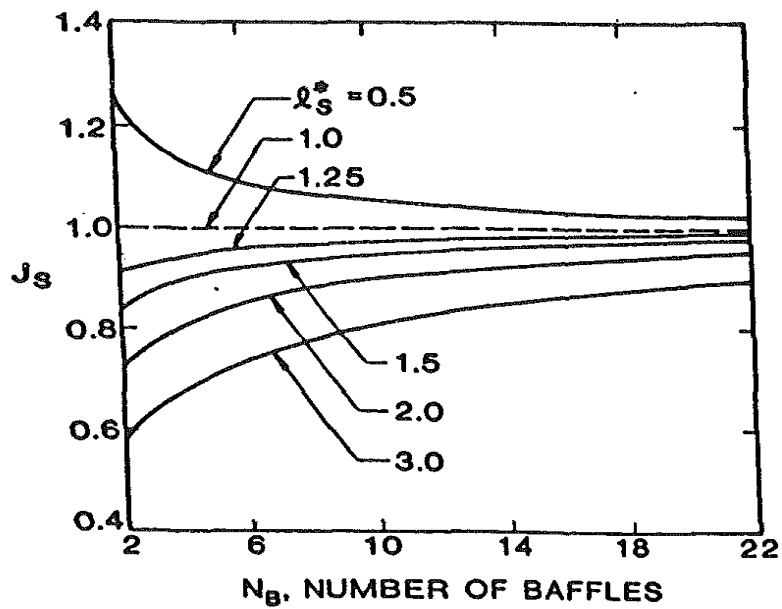
Diamètre extérieur (pouce)	Coefficient de corrélation	Température moyenne de l'eau de refroidissement (°F)				
		50	60	70	80	90
5/8	a <sub>1</sub>	0,001018	0,000938	0,000852	0,000755	0,000626
	a <sub>2</sub>	0,003713	0,003554	0,003407	0,003283	0,003188
7/8	a <sub>1</sub>	0,001111	0,001023	0,000929	0,000821	0,000681
	a <sub>2</sub>	0,003770	0,003613	0,003468	0,003348	0,003253
1 1/8	a <sub>1</sub>	0,001187	0,001092	0,000991	0,000876	0,000725
	a <sub>2</sub>	0,003838	0,003683	0,003538	0,003416	0,003324

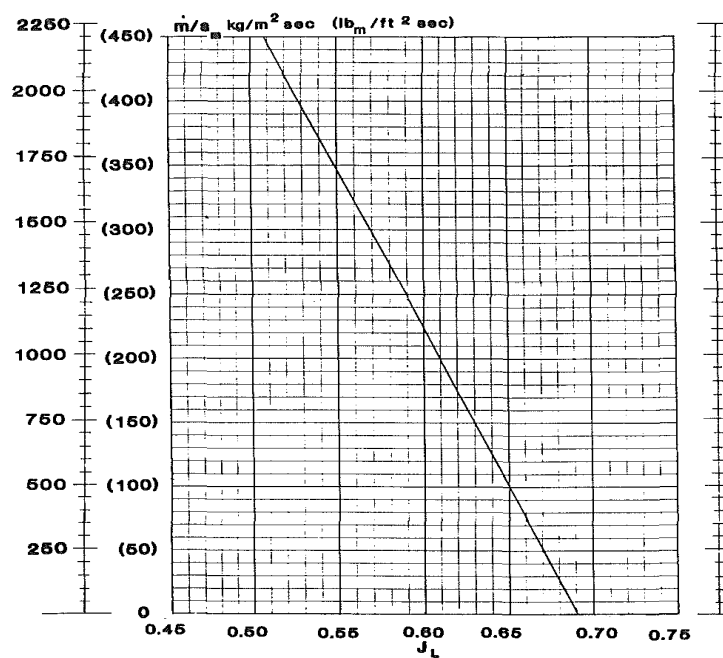
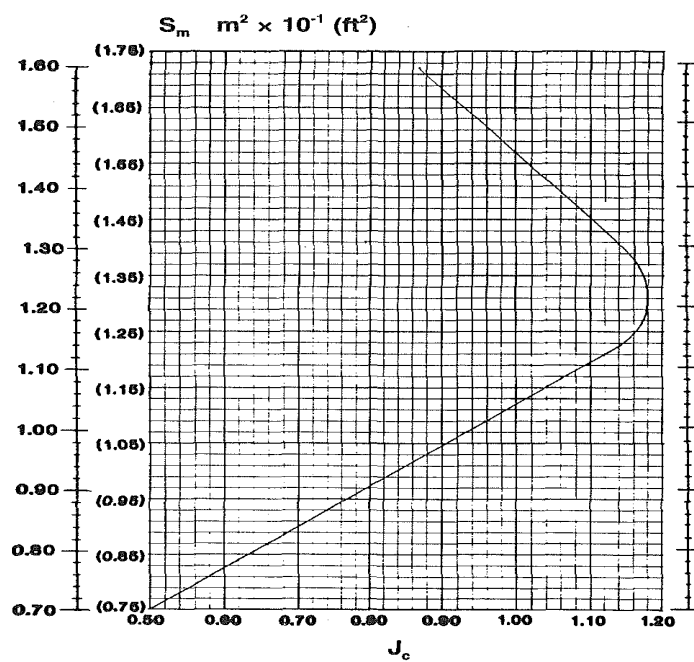
## ANNEXE 6 – Facteurs de correction

A6-1 : Facteur de correction  $J_f$  du banc des tubes



A6-2 : Facteur de correction  $J_s$  pour la zone de sous-refroidissement



A6-3 : Facteur de correction  $J_l$  pour la zone de sous-refroidissementA6-4 : Facteur de correction  $J_c$  pour la zone de sous-refroidissement

A6-5 : Facteur de correction  $f_i$  pour la zone de sous-refroidissement

